T.C.
İSTANBUL SABAHATTİN ZAİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
MİMARLIK ANABİLİM DALI
MİMARLIK BİLİM DALI

ERKEN TASARIM AŞAMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI BİNA ENERJİ PERFORMANSI TAHMİN MODELİ

DOKTORA TEZİ

İbrahim Agah TAŞTEMİR

İstanbul
Mayıs-2025

T.C.
İSTANBUL SABAHATTİN ZAİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
MİMARLIK ANABİLİM DALI
MİMARLIK BİLİM DALI

ERKEN TASARIM AŞAMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI BİNA ENERJİ PERFORMANSI TAHMİN MODELİ

DOKTORA TEZİ

İbrahim Agah TAŞTEMİR

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Enes YAŞA
Eş Danışman
Dr. Erdem KÖYMEN

İstanbul
Mayıs-2025

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne,

Bu çalışma, jürimiz tarafından Mimarlık Anabilim Dalı, Mimarlık Bilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman Doç. Dr. Enes YAŞA

Üye Doç. Dr. Togan TONG

Üye Dr. Öğr. Üyesi Hakan İMERT

Üye Dr. Öğr. Üyesi Zahra ELMI

Üye Dr. Öğr. Üyesi Ayşıl COŞKUNER PAMUK

Onay

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Erhan İÇENER
Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİK BİLDİRİMİ

Doktora tezi olarak hazırladığım **"Erken Tasarım Aşamasında Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Performansı Tahmin Modeli"** adlı çalışmanın öneri aşamasından sonuçlandığı aşamaya kadar geçen süreçte bilimsel etiğe ve akademik kurallara özenle uyduğumu, tez içindeki tüm bilgileri bilimsel ahlak ve gelenek çerçevesinde elde ettiğimi, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığımı, bu çalışmamda doğrudan veya dolaylı olarak yaptığım her alıntıya kaynak gösterdiğimi ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu beyan ederim.

İbrahim Agah TAŞTEMİR

ÖN SÖZ

Yapmış olduğum çalışma ile mimarlık alanında az bilinen bir alana temas etmeye çalıştım. Söz konusu sürdürülebilirlik kavramının kullanımının yüzeysel olarak kaldığı günümüzde, bina erken tasarım aşamasında mimarların, bina tasarımında iklim ile ilişki kurmalarının zorluğu ve kısıtlı imkanını hem lisans döneminde bu mesleği öğrenirken hem de lisansüstü döneminde bu konulara yoğunlaştıkça yaşamış olduğum bir deneyimdi. Bu noktada yapmış olduğum çalışmanın mimarlar için erken tasarım aşamasında kullanabilecekleri, iklim ile ilişki kurup, bina erken tasarım aşamasında bu ilişkiyi analiz edebilecekleri açık kaynaklı bir model önerisinde bulundum. Çalışma süresinde akademik deneyimlerini benden esirgemeyen, her anımda benimle iletişimde olan, verdiği teorik konulardaki destekleriyle gücünü arkamda hissettiğim değerli hocam, tez danışmanım Doç Dr. Enes YAŞA hocama minnetlerimi sunarım.

Çalışmamın her anında gerek tecrübesiyle gerek uygulama kısmında bana hem yardımcı olan hem de büyük katkılar ve destekler sunan, saygıdeğer Dr. Erdem KÖYMEN hocama çok teşekkür ederim, kendisinin katkıları ile tez sürecinin zorlu aşamaları oldukça kolaylaştı.

Çalışmanın en kritik bölümlerinden biri olan makine öğrenmesi yöntemleri üzerine benimle birlikte çalışarak değerli katkılar sunduğu ve desteğini esirgemediği için Dr. Öğr. Üyesi Zahra Elmi hocama da ayrıca teşekkür ederim. İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi Mimarlık ile İç Mimarlık ve Çevre Tasarımı bölümlerindeki değerli mesai arkadaşlarım TR107-110 ekibine ve bölüm başkanlarıma, bu çalışma sürecindeki destekleriyle katkı sundukları için teşekkürü borç bilirim.

Çalışmam sırasında, yeri geldiğinde sorumluluklarımı üstlenerek, yeri geldiğinde bir mimar ve araştırmacı olarak çalışmamı değerlendirerek ve en önemlisi en yakınım olduğunu her anında hissettirdiği için, yanımda her zaman bana destek olduğu için, "iyi günde ve kötü günde" sözünü bu sürecin her anında hissettiğim, sevgili eşim, Yüksek Mimar Sema Nur ALBAYRAK TAŞTEMİR'e tüm kalbimle teşekkür ederim.

İbrahim Agah Taştemir

İstanbul -Mayıs 2025

İthaf

Sevgili kızım Alya Nihal'e

ÖZET

ERKEN TASARIM AŞAMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI BİNA ENERJİ PERFORMANSI TAHMİN MODELİ

Doktora, Mimarlık

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Enes YAŞA

Eş Danışman: Dr. Erdem KÖYMEN

Mayıs, 2025 – 229 + XXIII Sayfa

Mimarlık disiplini, yalnızca binaların biçimsel ve işlevsel gereksinimlere uygun biçimde tasarlanmasını değil, aynı zamanda bu binaların kullanıcılar için sağlıklı, konforlu ve enerji verimli yaşam alanları oluşturmasını da kapsamaktadır. Bu bağlamda, iç mekân konforunun sağlanması mimari tasarımın ayrılmaz bir parçası hâline gelmiş; özellikle ısısal konfor, insan vücudunun ısıl dengesi ve uyumu açısından doğrudan bir etki oluşturmaktadır. Günümüz yapı sektöründe sürdürülebilirlik, enerji verimliliği ve iklimsel konfor gibi konular giderek önem kazanmakta; bu çerçevede mimari tasarım süreci, estetik ve işlevsellik parametrelerinin ötesine geçerek, fiziksel çevre koşullarını dikkate alan çok boyutlu kararların alınmasını gerektirmektedir. Özellikle tasarımın ilk aşamalarında alınan kararların, bina performansı üzerinde uzun vadeli etkiler yaratması, bu süreçte hızlı ve güvenilir enerji analiz araçlarının kullanılmasını zorunlu kılmaktadır.

Mevcut bina performans simülasyonu (BPS) araçlarının detaylı veri ihtiyacı ve uzun hesaplama süreleri, mimarların erken karar aşamasında bu araçlardan faydalanmasını sınırlamaktadır. Bu bağlamda çalışma, bina geometrisine bağlı enerji tüketimini tahmin edebilen, veri üretimi, model eğitimi ve kullanıcı arayüzü bileşenlerinden oluşan bütünleşik bir makine öğrenmesi (ML) tabanlı tahmin modeli önermektedir.

Çalışmanın birinci bölümü olan giriş kısmında, mimari tasarım sürecinde enerji verimliliği ve iklimsel konforun artan önemi vurgulanmış, özellikle erken tasarım aşamasında alınan kararların bina performansı üzerindeki belirleyici rolü tartışılmıştır. Bu bağlamda, geleneksel simülasyon araçlarının sınırlılıkları ve bu araçların mimari

tasarım sürecine entegrasyonundaki zorluklar ele alınarak, yapay zeka ve makine öğrenmesi tabanlı yeni yaklaşımlara duyulan ihtiyaç temellendirilmiştir. Ayrıca çalışma kapsamında geliştirilecek modelin, bu ihtiyaca yanıt verecek şekilde tasarlandığı ve enerji odaklı tasarım kararlarını destekleyecek bir araç sunmayı hedeflediği ifade edilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde mimari tasarım süreçlerinden bahsedilmiş, erken tasarım aşamasının bina performansına olan etkisi irdelenmiştir. İkinci bölümün diğer kısmında ise bina erken tasarım aşamasında iklimsel konfor ve enerji tüketimini etkileyen tasarım parametreleri incelenmiştir.

Çalışmanın üçüncü bölümünde, erken tasarım aşamasında bina iklimsel konfor ve enerji tüketimini değerlendirmek için kullanılan araçlar incelenmiştir. İlk bölümde bu alanda yapılan sınıflandırmalar incelenirken, bölümün diğer kısmında ise veri güdümlü bina enerji performansı değerlendirme yöntemleri incelenmiş, literatürde bu alanda yapılan çalışmalara yer verilmiştir.

Çalışmanın dördüncü bölümü olan yöntem bölümünde ise bina erken tasarım aşamasında kullanılabilecek bir model önerisinde bulunulmuştur. Yöntem bölümünün ilk bölümünde veri üretimi için parametrik tasarım aracı Grasshopper'da bir parametrik analiz düzlemi geliştirilmiştir. Geliştirilen modelde, belirlenen plan geometrileri 3m × 3m ebatlarında değişken yükseklikteki voxel birimlerine ayrılarak, yüzey esaslı parametreler ile temsil edilmiştir. Bu kapsamda 6125 bina formu ve 986.000 birimden oluşan bir veri seti oluşturulmuştur.

Veri üretim sürecinde, Grasshopper ortamında geliştirilmiş parametrik bir ayrıştırma algoritması ile başlatılmış; bina varyasyonları sistematik biçimde modellenmiş ve Pollination Cloud platformu üzerinden EnergyPlus tabanlı enerji simülasyonları gerçekleştirilmiştir. Isıtma ve soğutma yükleri, cephe saydamlık oranları, yönlenme, yüzey-hacim oranı gibi değişkenlerle ilişkilendirilmiş ve bina kabuğu analiz düzlemleri oluşturulmuştur. Elde edilen enerji verileri, Google Colab üzerinde CatBoost, Random Forest ve MLP gibi farklı ML algoritmaları ile işlenmiş, modellerin karşılaştırmalı performansları değerlendirilmiştir. Bu süreçte MLP modeli en yüksek başarı oranını göstermiştir (R^2: 0.99, MSE: 1.03).

Modelin, tasarım arayüzü bölümünde çıktı dosyaları dışa aktarılarak Python betimi aracılığıyla Grasshopper ortamına entegre edilmiştir. Bu entegrasyon, Human UI

arayüzü ile desteklenerek, tasarımcıların erken aşamada bina geometrisini tanımlayıp enerji tahminlerini anında alabileceği bir sistem haline getirilmiştir.

Çalışmada geliştirilen enerji değerlendirme modeli, Türkiye'de yürürlükte olan Binalarda Enerji Performansı Yönetmeliği kapsamında yer alan BEP-TR ulusal hesaplama yöntemi ile ilişkilendirilmiştir. Bu bağlamda, çalışmada geliştirilen modelin çıktıları, BEP-TR'de esas alınan referans bina yöntemi doğrultusunda değerlendirilmiş; parametrik veri setinde yer alan bina varyasyonları, BEP-TR sınıflandırma aralıklarına göre enerji sınıflarıyla karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir

Modelin doğruluğu, Emlak Konut projelerinden elde edilen 12 farklı bina plan geometrisi örneği ile test edilmiştir. Ayrıca modelin sonuçları, EnergyPlus tabanlı klasik simülasyonların hesap süreleri ile karşılaştırılmış; ML tabanlı modelin %90'a varan zaman tasarrufu sağladığı ortaya konmuştur. Bu sayede geliştirilen sistem, tasarım sürecine entegrasyon açısından yüksek bir verimlilik ve kullanılabilirlik sunmaktadır.

Bu çalışma, literatürde sıkça dile getirilen veri temelli ve tasarım sürecine entegre enerji analiz modeli ihtiyacına karşılık veren bütüncül bir çözüm sunmuştur. Geliştirilen model, hem akademik hem de sektörel uygulamalarda kullanılabilecek, karar destek aracı niteliği taşıyan bir değerlendirme modeli ortaya koymakta; enerji verimliliği hedeflerine ulaşmada erken tasarım sürecinin etkinliğini artıran önemli bir katkı sağlamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Bina erken tasarım aşaması, iklimsel konfor, enerji verimliliği, enerji, yapay zeka, makine öğrenmesi, enerji tahmin modeli

ABSTRACT

MACHINE LEARNING -BASED BUILDING ENERGY PERFORMANCE PREDICTION MODEL IN EARLY DESIGN PHASE

Ph. D. Architecture

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Enes YASA

Co-Supervisor: Dr. Erdem KOYMEN

May, 2025 – 229 + XXIII Page

As a discipline, architecture encompasses not only the formal and functional design of buildings but also the creation of healthy, comfortable, and energy-efficient environments for users. In this regard, ensuring indoor environmental comfort has become an integral aspect of architectural design. Among these comfort parameters, thermal comfort plays a particularly crucial role, as it directly affects the human body's thermal balance and adaptation. Sustainability, energy efficiency, and climatic comfort are gaining increasing significance in the building industry. As a result, architectural design is no longer limited to aesthetics and functionality; it now involves multidimensional decision-making processes that consider physical environmental conditions. The long-term impact of decisions made during the early design phase on overall building performance necessitates the use of fast and reliable energy analysis tools.

However, existing Building Performance Simulation (BPS) tools often require detailed input and long processing times, limiting their usability by architects during the early design stages. Addressing this challenge, the present study proposes an integrated machine learning (ML)-based prediction model that estimates energy consumption based on building geometry. This model integrates data generation, model training, and user interface components into a cohesive framework.

The first chapter introduces the growing importance of energy efficiency and climatic comfort in architectural design. It highlights the decisive impact of early-stage design decisions on overall building performance. The limitations of conventional simulation

tools and the integration challenges they pose for architectural workflows are critically discussed, emphasizing the need for AI- and ML-based approaches. The proposed model is introduced as a potential solution to support energy-conscious design decisions.

Chapter two focuses on the architectural design process, with an emphasis on the influence of early-phase decisions on building performance. The chapter also examines key design parameters that affect energy consumption and climatic comfort in the early stages of design.

Chapter three reviews tools used to evaluate energy performance and thermal comfort during the early design phase. The first part classifies existing evaluation tools, while the second part explores data-driven performance assessment methods and relevant literature.

Chapter four presents the proposed model developed for use during early design phases. Initially, a parametric analysis framework was constructed in Grasshopper to generate the necessary data. Building plan geometries were decomposed into 3×3 meter voxel units with variable heights and encoded using surface-based parameters. This process resulted in a dataset comprising 6,125 building forms and approximately 986,000 spatial units.

The data generation phase employed a custom parametric decomposition algorithm developed in Grasshopper. Variations in building forms were systematically generated, and simulations were performed using EnergyPlus via the Pollination Cloud platform. Heating and cooling loads were associated with geometric variables such as façade-to-surface ratio, orientation, and surface-to-volume ratio, enabling detailed envelope performance assessments. The resulting energy data were processed using Google Colab, applying various ML algorithms including CatBoost, Random Forest, and MLP. The MLP model achieved the highest predictive performance ($R^2 = 0.99$, MSE = 1.03).

The trained model was integrated into the design workflow by exporting outputs and embedding them in the Grasshopper environment via Python scripting. This integration was further enhanced using the Human UI plugin, enabling designers to input geometric definitions and receive real-time energy predictions through an interactive interface.

The energy assessment model developed in this study has been linked to the BEP-TR national calculation method, which is included in Turkey's Building Energy Performance Regulation. In this context, the model's outputs were evaluated in accordance with the reference building method adopted in BEP-TR. Building variations in the parametric dataset were comparatively analysed according to BEP-TR classification ranges.

Model accuracy was validated using 12 real-world building plans obtained from Emlak Konut projects. Additionally, the ML model’s performance was compared to conventional EnergyPlus simulations, demonstrating up to 90% reductions in computation time. This illustrates the model’s efficiency and its practical value for integration into architectural design processes.

In summary, this study offers a comprehensive solution to the frequently highlighted need in the literature for data-driven, design-integrated energy evaluation tools. The proposed model functions as a decision support system that can be utilized in both academic and professional settings, improving the effectiveness of early-stage design in achieving energy efficiency goals.

Keywords: Early stage of building design, thermal comfort, energy efficiency, energy, artificial intelligence (AI), machine learning, energy prediction model

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAYI ..... **i**
BİLİMSEL ETİK BİLDİRİMİ ..... **ii**
ÖN SÖZ ..... **iii**
ÖZET ..... **v**
ABSTRACT ..... **viii**
İÇİNDEKİLER ..... **xi**
TABLOLAR LİSTESİ ..... **xvi**
ŞEKİLLER LİSTESİ ..... **xviii**
KISALTMALAR LİSTESİ ..... **xxi**

BİRİNCİ BÖLÜM
GİRİŞ. **1**
1.1. Problemin Tanımı 4
1.2. Amaç 7
1.3. Kapsam 10

İKİNCİ BÖLÜM
MİMARLIKTA ERKEN TASARIM AŞAMASI İKLİM VE ENERJİ TÜKETİMİ İLİŞKİSİ **12**
2.1. Tasarım Süreci 13
2.2. Bina Tasarımında Erken Tasarım Süreci 19
2.3. Bina Enerji Performansı 20
2.4. Bina Erken Tasarım Aşamasında Enerji Verimliliği 23
2.5. Binalarda Isısal Konfor İlişkisi 28
2.6. Erken Tasarım Aşamasında Isısal Konfor Bakımından Bina Enerji Performansını Etkileyen Faktörler 32
2.6.1.Binalarda Isısal Konfor ve Enerji Performansını Etkileyen İklimsel Faktörler 33
2.6.1.1. Güneş Işınımı 33

2.6.1.2. Rüzgar 34
2.6.1.3. Dış Hava Sıcaklığı ve Dış Hava Nemliliği 34
2.6.2. Binalarda Isısal Konfor ve Enerji Performansını Etkileyen Kullanıcı ile İlişkili Faktörler 35
2.6.3. Binalarda Isısal Konfor ve Enerji Performansını Etkileyen Bina ile İlişkili Faktörler 36
2.6.3.1. Binanın Topografya Üzerindeki Konumu 36
2.6.3.2. Bina Aralıkları ve Yükseklikleri 37
2.6.3.3. Bina Yönlenmesi 38
2.6.3.4. Mekan Organizasyonu 39
2.6.3.5. Bina Kabuğu Optik ve Termofiziksel Özellikleri 39
2.6.3.6. Bina Formu 40

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
BİNALARDA ENERJİ TÜKETİMİ DEĞERLENDİRMESİ 55
3.1. Binalarda Fiziki Enerji Tüketimi Değerlendirme Yöntemleri 61
3.1.1. ASHRAE Bina Yükü ve Enerji Tüketimi Hesaplama Yaklaşımı 61
3.1.2. Binalarda Enerji Yükü Hesaplama Yöntemleri 63
3.1.2.1. Derece-Gün Yöntemi 65
3.1.2.2. Değişken Bazlı Derece-Gün Yöntemi 65
3.1.2.3. Bin Yöntemi ve Modifiye Edilmiş Bin Yöntemi 65
3.1.3 Binalarda Enerji Simülasyonu Yöntemleri 66
3.1.3.1. DOE-2.1 67
3.1.3.2. DOE-2.2/ eQUEST 68
3.1.3.3. EnergyPlus 70
3.1.4. Binalarda Isıl Bölgeleme Yöntemi 71
3.2. Binalarda Veriye Dayalı Enerji Değerlendirme Yöntemleri 74
3.2.1. Yapay Zeka Tanımı ve Tarihçesi 74
3.2.2. Yapay Zeka ve Mimari Tasarım İlişkisi 76
3.2.3. Bina Enerji Etkin Tasarım Üzerine Yapay Zeka Yaklaşımları 86
3.2.4. Binalarda Veriye Dayalı Enerji Tahmin Modelleri Süreçleri 92
3.2.4.1. Veri Toplama ve Temizleme 93
3.2.4.2. Veri Ön İşleme ve Dönüştürme 99

3.2.4.3. Model Seçimi, Eğitimi ve Doğrulama 100
3.2.4.4. Model Performans Değerlendirme..... 101

3.3. Binalarda Veriye Dayalı Enerji Değerlendirme Yöntemleri..... 103
3.3.1. İstatistiki Model Yöntemleri 103
3.3.1.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Modeli 104
3.3.1.2. Destek Vektör Regresyonları..... 105
3.3.1.3. Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri (MARS) 107
3.3.1.4. Gauss Süreç Regresyonu..... 107
3.3.2. Makine Öğrenmesi Yöntemleri..... 110
3.3.2.1. Destek Vektör Makineleri (SVM) 113
3.3.2.2. Karar Ağaçları..... 114
3.3.2.3. Rastgele Orman Model 114
3.3.2.4. Güçlendirilmiş (Boosted) Modeller 118
3.3.2.5. Destek Vektör Makineleri..... 121
3.3.2.6. Yapay Sinir Ağları 124
3.4. Binalarda Enerji Tüketiminin Değerlendirilmesinde Mevzuat ve Sertifikasyon Yaklaşımları 130

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM
ERKEN TASARIM AŞAMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI BİNA ENERJİ TAHMİN MODELİ-EMTEA+ 134
4.1. Modelin Varsayımları ve Kısıtlamaları..... 136
4.2. Modelin Parametrik Olarak Kurulması..... 138
4.3. Bina Analiz Düzleminin Oluşturulması 141
4.4. Yüzey Esaslı Ayrıştırma Algoritması 142
4.4.1. Bina Plan Geometrisinde Izgara Birimlerin Boyutlarının Belirlenmesi 143
4.4.2. Bina Formuna Bağlı Yüzey Parametresi..... 145
4.4.3. Yüzey Zemin-Atmosfer İlişkisine Bağlı Yüzey Parametresi..... 147
4.5. Yüzey Esaslı Ayrıştırma Algoritmasının Doğrulanması..... 148

4.6. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli için Veri Seti Oluşturulması 154
4.7. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Oluşturulması..... 158
4.7.1. Parametrik Modelleme Süreci ve Enerji Simülasyonları..... 158
4.7.2. Enerji Simülasyonları Sonuçlarının Değerlendirilmesi 160
4.7.2.1. Bina Boyutu-Yüzey Alanı Hacim Oranı Enerji Tüketimi İlişkisi..... 161
4.7.2.2. Bina Form Türü Enerji Tüketimi İlişkisi 163
4.7.2.3. Bina Cephe Saydamlık Oranı Enerji Tüketimi İlişkisi 165
4.7.2.4. Bina Yönlenme Enerji Tüketimi İlişkisi 166
4.7.3. Veri Setinin Uygun Formata Getirilmesi..... 167
4.7.4. Makine Öğrenmesi Modeli için Yazılım Platformunun Seçilmesi.. 168
4.7.5. Makine Öğrenmesi Modeli Seçilmesi..... 170
4.7.6. Modelin Eğitilmesi ve Test Edilmesi..... 170
4.7.6.1. Catboost Regresyon Modeli Sonuçları 171
4.7.6.2. Çok Katmanlı Algılayıcı Regresyon Modeli Sonuçları 172
4.7.6.3. Rastgele Orman (RF) Modeli Sonuçları 175
4.8.Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli için Enerji Tüketiminin Değerlendirilmesi..... 178
4.9.Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Tasarım Modelleme Ortamına Entegrasyonu..... 179
4.9.1. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Modelinin Dış Ortama Aktarılması..... 179
4.9.2. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Modelinin Modelleme Ortamı ile Entegrasyonu..... 180
4.9.3. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Kullanıcı Arayüzü Yapılandırılması... 181
4.10.Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Vaka Çalışması Üzerinde Değerlendirilmesi 190
4.10.1. Doğrulama için Senaryo Bina Varyasyonları ve Özelliklerinin Belirlenmesi 191
4.10.2. Senaryo Bina Varyasyonlarının Enerji Simülasyonlarının ve Makine Öğrenimi Tahmin Analizlerinin Yapılması 193

4.10.3. Sonuçların Karşılaştırılması ve Değerlendirme 193
4.10.3.1. Isıtma ve Soğutma Yükleri Üzerinden Karşılaştırma 193
4.10.3.2. Enerji Simülasyonu Hesaplama Süresi Üzerinden Karşılaştırma 199

BEŞİNCİ BÖLÜM
SONUÇ VE ÖNERİLER 202
KAYNAKÇA 213
ÖZGEÇMİŞ 227

TABLO LİSTESİ

Tablo 3. 1: Güçlendirme tabanlı algoritmalar ile yapılmış literatür çalışmaları. 121

Tablo 3. 2: Destek vektör regresyon ve destek vektör makineleri ile yapılmış olan literatür çalışmaları. 124

Tablo 4. 1:Doğrulama çalışması enerji simülasyonu girdi verileri. 150

Tablo 4. 2: Doğrulama analizi soğutma yükü sonuçları. 152

Tablo 4. 3:Doğrulama analizi ısıtma yükü sonuçları. 152

Tablo 4. 4: Veri seti oluşturmak için yapılan analizin sabit ve değişken etkenleri. 155

Tablo 4. 5: Analiz simülasyon değişken girdi verileri-1 156

Tablo 4. 6:Analiz simülasyon değişken girdi verileri-2 156

Tablo 4. 7:Analiz simülasyon girdi verileri sayısı 156

Tablo 4. 8:Analiz simülasyon sabit girdi verileri. 157

Tablo 4. 9: Boyutsal fark-ısıtma enerji yükü değişimi. 161

Tablo 4. 10:Boyutsal fark-soğutma enerji yükü değişimi. 161

Tablo 4. 11:Boyutsal fark-yüzey alanı/hacim oranı ilişkisi. 162

Tablo 4. 12: Aynı A/H oranına sahip U form ve kare form ısıtma enerji yükü korelasyon grafiği. 163

Tablo 4. 13:Aynı A/H oranına sahip U form ve kare form soğutma enerji yükü korelasyon grafiği. 163

Tablo 4. 14: Bina formu ısıtma enerji yükü ilişkisi. 164

Tablo 4. 15:Bina formu soğutma enerji yükü ilişkisi. 164

Tablo 4. 16: Bina saydamlık oranı ısıtma enerji yükü ilişkisi. 165

Tablo 4. 17: Bina saydamlık oranı ısıtma enerji yükü ilişkisi. 165

Tablo 4. 18: Yöne göre ısıtma yükü etkisi. 166

Tablo 4. 19:Yöne göre soğutma yükü etkisi. 167

Tablo 4. 20: Catboost regreasyon modeli iterasyon sayısı, öğrenme oranı ve ağaç derinliği hiper parametreleri. 172

Tablo 4. 21:Catboost modeli tahmin doğruluk korelasyon grafiği. 172

Tablo 4. 22: MLP hiper parametreleri. 173

Tablo 4. 23: Çok katmanlı algılayıcı (MLP) modeli tahmin doğruluk korelasyon grafiği. 175

Tablo 4. 24: Rastgele orman modeli hiperparametreleri. 176

Tablo 4. 25: Rastgele orman (RF) modeli tahmin doğruluk korelasyon grafiği. 177

Tablo 4. 26: Enerji tahmin modeli kullanıcı arayüzü kullanım aşamaları..... 185

Tablo 4. 27: Senaryo bina varyasyonları bina formu geometrik özellikleri.. 191

Tablo 4. 28:Doğrulama analizi simülasyon sabit girdi verileri. 192

Tablo 4. 29: Doğrulama analizi ısıtma enerji yükü doğruluk oranları. 194

Tablo 4. 30 Doğrulama analizi ısıtma enerji yükü model hata dağılımı. 195

Tablo 4. 31:Doğrulama analizi soğutma enerji yükü doğruluk oranları..... 197

Tablo 4. 32: Doğrulama analizi ısıtma enerji yükü model hata dağılımı. 198

Tablo 4. 33: Enerji tahmin model ve simülasyon analiz hesaplama süresi karşılaştırması. 200

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2. 1: Tasarım süreci modeli. 14

Şekil 2.2: RIBA tasarım süreci modeli 15

Şekil 2.3: Tom Markus ve Tom Maver'in önerdikleri mimari tasarım süreci modeli..... 16

Şekil 2. 4: RIBA İş Planı modeli 17

Şekil 2.5: Problemin tanımlanmasından tasarıma dört aşamalı geçiş..... 18

Şekil 2.6: Roozenburg ve Eekels tarafından önerilen tasarım süreci döngüsü. 19

Şekil 2.7: BRPU Kavramsal Modeli..... 21

Şekil 2.8: Performansın öngörülebilirlik derecesi 22

Şekil 2.9: ASHRAE 209 döngülerinin tasarım süreci içindeki genel dağılımı ve erken tasarım aşaması açısından detaylandırılması..... 27

Şekil 2.10: Tasarım sürecinde karar alma zamanlamasının etki ve maliyete etkisi 24

Şekil 2.11: Olgyay'ın geliştirdiği biyoklimatik grafik 30

Şekil 2.12: Fanger Konfor Modeline göre oluşturulmuş psikometrik grafiği. . 31

Şekil 2.13: Yapının konumuna göre ısı kayıpları ve sıcaklık farkları. 37

Şekil 2.14: 32° Enleminde bulunan bir yapının mevsimlere göre cephelerinin almış olduğu güneş ışınımı durumları. 38

Şekil 2. 15: Farklı geometrik şekil ve düzenlemelerle yüzey alanı değişimi ... 42

Şekil 2.16: Sabit hacim ve plan formu şemasına, farklı yüksekliklere sahip olan form varyasyonları. 43

Şekil 2.17: Farklı hacimler için şekil serilerinin A/H grafiklerine ilişkin grafik 43

Şekil 2.18: Farklı iklim bölgelerine göre bina formunun enerji harcamasına göre optimal olarak belirlenmesi. 45

Şekil 2.19: A/H oranının farklı bina parametreleri ile olan ilişkisi. 46

Şekil 2.20: Farklı bina geometrilerinin, farklı bina değişkenleri ile geometrik verimlilik oranları..... 48

Şekil 2.21: Aynı alana sahip binaların bina tasarım kalitesi endeksleri (EGZ) karşılaştırması. 50

Şekil 2.22: Farklı hacimler için kule- küp- yatay geniş formların serilerinin tasarım kütle katsayısı (EGZ) ilişkileri. 51

Şekil 2.23: Bir küp aynı hacimde bir küboide dönüştürüldüğünde veya bir küp döndürüldüğünde A/H ve EGZ'nin (dikey izdüşüm) çelişkili ifadelerinin grafiksel gösterimi. 53

Şekil 3.1: DOE 2.1 Arayüz görünümü. 68

Şekil 3.2: Equest arayüz görünümü. 69

Şekil 3.3: TRYNSYS Arayüz görünümü. 69

Şekil 3.4: EnergyPlus arayüz görünümü. 70

Şekil 3.5: ASHRAE 90.1 Çerçevesinde enerji modellemesi için bina bölgeleme yöntemi (a: bina formu, b: bina bölgeleme durumu) 73

Şekil 3. 6: Frank Rosenblatt ve Mark I Perceptron Modeli 75

Şekil 3. 7: Daniel Bolojan'ın Gaudi's Hallucinations Çalışması 78

Şekil 3. 8: Coop Himmeb(l)au şirketi bünyesinde oluşturulan DeepHimmeb(l)au tarafından oluşturulan bina form görselleri 79

Şekil 3. 9: Stanislas Chaillou (2022) tarafından oluşturulan ArchiGAN , kat planları ve apartman yerleşimleri. 80

Şekil 3. 10: Morphosis mimarlık ofisinden Tom Mayne tarafından geliştirilen FrankenGAN tarafından oluşturulan dış cepheler 81

Şekil 3. 11: GAN Loci aracıyla oluşturulan sokak varyasyonları. 82

Şekil 3. 12: GauGAN uygulaması ile oluşturulan görüntü varyasyonları. 83

Şekil 3. 13: MIT 'de geliştirilen yapısal bütünlük ve yapısal form bulmaya yönelik yapay zeka tabanlı modeller. 84

Şekil 3. 14: Yapay zeka modeli tarafından tahmin edilen ve raporlanan belirli açıklık boyutlarına sahip serbest biçimli bir kafes levha sonuçları 85

Şekil 3. 15: Cove Tool İklimsel analiz modelleme arayüzü ve model çıktı örnekleri. 88

Şekil 3. 16: DaylightGAN aracı tarafından oluşturulan günışığı analizleri 89

Şekil 3.17: Xkool araxı arayüzü. 90

Şekil 3. 18: Spacio aracı arayüzü ve üretilen örnek çıktılar. 91

Şekil 3. 19: Autodesk Forma arayüzü. 92

Şekil 3. 20: Mimari formun “küp” formu ile ayrıştırılması. 98

Şekil 3. 21: Yapay zeka sistemleri sınıflandırması. 111

Şekil 3. 22: Karar ağaçları çalışma yapısı. 115

Şekil 3. 23: Yapay sinir ağı veri yapısı. 125

Şekil 3.24:Üç katmanlı ileri beslemeli sinir ağının kavramsal yapısı. 127

Şekil 3. 25: BEP-TR Bina Enerji Kimlik Belgesi Örneği. 132

Şekil 4. 1:Çalışmanın yöntem iş akış diyagramı. 135

Şekil 4. 2:Çalışmada kullanılacak olan araçlar. 139

Şekil 4.3: Grasshopper parametrik veri analiz düzlemi 140

Şekil 4.4: Parametrik analiz düzleminde plan geometrisi ayrıştırma süreçleri. 142

Şekil 4.5: Geometrik ayrıştırma tanımlama algoritması 144

Şekil 4. 6: Yüzey esaslı geometrik ayrıştırma yönteminde geometrik ayrıştırma biçimleri. 144

Şekil 4.7: Yüzey ayrıştırma yönteminde bina iç-dış yüzey varyasyonları. 145

Şekil 4. 8: Yüzey ayrıştırma yönteminde farklı plan geometrilerinin yüzey varyasyonları. 147

Şekil 4. 9:Yüzey ayrıştırma yönteminde zemin ve hava ile temaslı yüzey varyasyonları. 148

Şekil 4. 10:ASHRAE 140-2017 standartı shoebox modeli boyutları. 149

Şekil 4.11: Klasik enerji model ve yüzey esaslı ayrıştırma algoritması modeli karşılaştırması. 151

Şekil 4. 12: Pollunation Cloud bulut enerji analiz arayüzü. 159

Şekil 4. 13: Design Explorer veri setinde varyasyonlar ve çıktılar arasındaki ilişki. 160

Şekil 4. 14: Veri setinin excel platformunda görünümü. 168

Şekil 4. 15: Google COLAB platformu arayüzü. 169

Şekil 4. 16:Enerji tahmin modeli için oluşturulan MLP Modeli mimarisi 174

Şekil 4. 17: Referans bina verileri ile oluşturulmuş ısıtma ve soğutma enerji yükü enerji sınıflandırma aralıkları 179

Şekil 4. 18: Enerji tahmin modelinin Human Uİ kullanıcı arayüzü görünümü 182

Şekil 4. 19: Enerji tahmin modelinin Grasshopper üzerinden kullanıcı arayüzü görünümü 183

Şekil 4. 20: Kullanıcı arayüzü akış diyagramı 184

Şekil 4. 21: Makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modelinin tasarım süreçlerindeki yeri 189

KISALTMA LİSTESİ

ANN : Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağı)

ASHRAE : American Society of Heating, Refrigerating

BPS : Building Performance Simulation

BEP-TR : Binalarda Enerji Performansı-Türkiye

BEPAC : Building Enviromental Performance Assessment Criteria

BER : Building Emission Rate

BIM : Building Information Modelling

BREEAM : Building Research Establishment Environmental Assessment Method

BPRU : Building Performance Research Unit

CASBEE : Comprehensive Assessment System for Built Environment Efficiency

CART : Classification & Regression Tree

CNN : Convolutional Neural Network

DGNB : Deutsche Gesellschaft für Nachhaltiges Bauen

DNN : Deep Neural Network

DT : Decision Tree

EASD : En Az Sıcak Dönem

ESD : En Sıcak Dönem

EUI : Energy Use Intensity

EGZ : Entwurfsgütezahl (Tasarım Kalite Faktörü)

EKB : Enerji Kimlik Belgesi

EPI : Enerji Performans İndeksi

GAN : Generative Adversarial Networks

GE : Geometrik Endeks

GYO : Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı

HVAC : Heating, Ventilation, and Air Conditioning

HQE : Haute Qualite Environmentale

IEA : International Energy Agency (Uluslararası Enerji Ajansı)

LEED : Leadership in Energy and Environmental Design

MAE : Mean Absolute Error

MAPE : Mean Absolute Percentage Error

MBE : Mean Bias Error

MET : Metabolic equivalent of task

MIT : Massachusetts Institute of Technology

ML : Machine learning

MLP : Multi-Layer Perceptron

MOO : Multi-objective Optimization

MRT : Microbeam Radiation Therapy

MSE : Mean square error

PBRS : Pearl Building Rating System

PMV : Predicted mean vote

PPD : Predicted percentage of dissatisfied

RC : Relative Compactness

RF : Random Forest

RH : Relative Humudity

RIBA : Royal Institute of British Architects

SVM : Support Vector Machines

SVR : Support Vector Regression

TBP : Toplam Bina Performansı

YSA : Yapay Sinir Ağı

WWR : Window Wall Ratio (Pencere Duvar Oranı)

BİRİNCİ BÖLÜM

GİRİŞ

"Günümüzde işlevsel sorunlar her geçen gün daha az basit hale geliyor. Ancak tasarımcılar bunları çözmedeki yetersizliklerini nadiren itiraf ediyorlar. Bunun yerine, bir tasarımcı bir problemi gerçekten ihtiyaç duyduğu düzeni bulacak kadar net anlamadığında keyfi olarak seçilen bazı biçimsel sıralamalara geri döner. Bu sorun, karmaşıklığı nedeniyle hala çözülememiştir. Gerçek bir tasarım problemi söz konusu olduğunda, elde edilmesi gereken uyum diye bir şeyin var olduğuna dair inancımız bile tuhaf bir şekilde dayanıksız ve temelsizdir. İki soyut unsur arasında bir tür uyum arıyoruz: henüz tasarlamadığımız bir form ve tam olarak tanımlayamadığımız bir bağlam."

Christopher Alexander, Formun Sentezi Üzerine Notlar'da (Alexander, 1964)

Mimarlık, binaların belirlenen koşullar doğrultusunda düşünülerek organize edilmesi ve bu doğrultuda tasarlanmasının yanı sıra, yapıların mekânlarda gerçekleştirilen eylemler süresince kullanıcılar için uygun konfor koşullarını sağlamasını da zorunlu kılmaktadır (Zorer, 2018). İç mekan konfor koşullarının sağlanması kullanıcı memnuniyeti ve enerji verimliliği açısından önemlidir. Özellikle binalarda ısısal konfor vücudun ısıl dengesi ve ısıl adaptasyonunu etkilediği için kullanıcıların sağlıklarını ve iş verimliliklerini önemli derecede etkilemektedir. Binalarda ısısal konfor koşulları dış çevresel etkenlerin doğrultusunda pasif ve aktif koşullar ile sağlanmaktadır. Genellikle pasif yöntemlerin uygulanmadığı veya yeterli olmadığı durumlarda iç mekan ısısal konforunun sağlanması için yüksek enerji tüketen mekanik sistemler kullanılması enerji tüketimi açısından olumsuz bir durum oluşturmaktadır. Dünya üzerinde genel enerji tüketimin büyük bir çoğunluğu binaların iç mekan konfor koşullarının sağlanması üzerine kullanılan aktif sistemlerin enerji tüketiminden oluşmaktadır. Uluslararası Enerji Ajansının verilerine göre dünya üzerinde enerji tüketimin %40 kadarı binaların yapımı ve işletilmesine harcanan enerji tüketiminden

oluşmaktadır (IEA, 2017). İklimsel konforu sağlamada pasif sistemlerin kullanımı aktif sistemlere daha az ihtiyaç duymanın, dolayısı ile enerji tüketimin de azalma eğilimini beraberinde getirmektedir.

Mimari tasarımın erken tasarım aşamasında bina ile ilgili alınan tasarım kararları ile Binaların dış mikroiklim etkenleri ile uyumlu şekilde tasarlanması enerji verimliliğine etken olacaktır. Binaların mikroiklim elemanlarına uyumlu bir şekilde tasarlanması, yapı ve kentsel ölçekte pasif tasarı etkenleri ile mümkündür. Bu aşamada bina tasarımında etkin rol alan mimarların alacakları tasarım kararları etken olmaktadır. Bina tasarım süreçlerinde, kullanıcıların ihtiyaçlarını karşılayacak konfor koşullarının sağlanması amacıyla yapı fiziği sorunlarına çözüm sunabilecek tasarım kriterlerinin uygulanması büyük önem taşımaktadır. Ancak, bu kriterlerin hem tasarım aşamasında hem de uygulama süreçlerinde yeterince dikkate alınmadığı gözlemlenmektedir. Özellikle, ısı, ışık, akustik ve nem kontrolü gibi kullanıcı konforunu etkileyen yapı fiziğinin temel unsurlarına yönelik tasarımlar, sıklıkla estetik, maliyet ya da işlevsellik gibi diğer öncelikler nedeniyle ihmal edilmektedir. Bu durum, binaların enerji verimliliği ve kullanıcı konforu üzerinde olumsuz etkiler yaratmakta, aynı zamanda bina performansını uzun vadede düşürmektedir. Bu durumun en önemli sebeplerinden birisi ise yapılan bilimsel çalışmaların tasarımcı ve kullanıcı tabanlı bir uygulama sahasında veya aracında yer alabilecek bir formda yer almamasıdır. Mimarların Yapılacak olan tasarım destek algoritması ile enerji etkinliği, konfor ve iç mekan hava kalitesini doğrudan veya dolaylı etkileyen "yapı fiziği tasarım etkenleri", BIM, 3D ve 2D tasarım araçları ile entegre edilerek, tasarımcıya kılavuz olabilecek, tasarımcının yapmış olduğu ürünü değerlendirebilecek bir çözüm üretmesi hedeflenmektedir.

Binaların konfor koşullarını sağlamasındaki ilk durum uygun dış iklimsel etkenleri alması ve gerektiği durumlarda da bu iklimsel etkenlerden korunmasıdır. Binaların yerleşim formu, binaların formu ve geometrisi, binaların yönlenmesi sadece bina için iklimsel konforu değil aynı zamanda bina çevresindeki mikroiklimi etkileyen dış iklimsel konforu da etkilemektedir. Binaların yanlış yerleşimi, bulunulan iklime uygun olmayan kentsel form ve yönlenme durumları binanın rüzgar ve güneş ışınımı gibi iklimsel ögeleri doğru bir şekilde almamasına, kentsel ölçekte ısı adası oluşumu ve olumsuz hava tirbülanslarına sebebiyet vermektedir. Çalışma kapsamında tasarım etkenleri olarak bina ölçeğinde bina formu ve geometrisi, kentsel ölçekte ise kentsel yerleşim, bina yerleşim formu ve geometrisi üzerine yoğunlaşılacaktır. Çalışılan

tasarım etkenleri güneş potansiyeli, kentsel mikroiklim, enerji tüketimi, solar enerji üretimi, günışığı, bina için ve dışı ısısal konfor, iç hava kalitesi ve sosyal bir durum olarak kentsel bağlantısallık kriterlerini etkilemektedir. Çalışmasının çıktı ve değerlendirme ölçütü olarak performans ölçüleri ise toplam güneş radyasyonu, bina içi ısıtma ve soğutma enerji giderleri, mikroiklim ve iç mekan ısısal konforu açısından rüzgar, iç mekan aydınlatma konforu açısından günışığı faktörü performans ölçütlerini oluşturmaktadır.

Mimarlıkta bina tasarımında mekan organizasyonu ve insanların eylemleri ve fonksiyonların karşılanmasının yanında, insanların uygun konfor şartlarının da sağlanması gerekmektedir. İnsan doğası gereği ısı üreten bir varlık olmasından dolayı yaşadığı ve eylemlerini gerçekleştirdiği ortamlarının insanın biyolojik konfor gereksinimlerine uygun olması gerekmektedir.

Mimari tasarımda ısısal konfor, insan sağlığı ve eylem verimliliği açısından oldukça önemlidir. İç mekanların sıcaklığı, nem oranı, hava kalitesi ve hava hareketleri gibi faktörler, insanların sağlığı üzerinde doğrudan etkiye sahip olabilir. İnsan, ısı üreten bir varlık olduğu için sıcaklık değerleri vücut üzerinde farklı etkilere sebebiyet verebilmektedir. Yüksek sıcaklık, sıcak çarpması gibi ciddi sağlık sorunlarına neden olabilirken, düşük sıcaklık da üşüme, hipotermi ve solunum problemleri gibi sorunlara yol açabilir. Aşırı nem oranı, iç mekanda küf ve mantarların oluşmasına ve solunum yolu problemlerine neden olabilirken, düşük nem oranı ise burun ve boğaz kuruluğu, ağız kuruluğu, baş ağrısı ve göz problemlerine neden olabilmektedir. Günümüzde iş hayatında insanların vakitlerinin en az üçte birini işle ilgili faaliyetlerle bağlantılıdır, bu nedenle iş verimliliğin hava kalitesi parametreleriyle ilişkili olduğu görülebilir. Çalışmalar, düşük hava kalitesine sahip mekanların hastalıklara neden olabileceğine, çalışan kişinin refahını olumsuz etkileyebileceğine ve üretkenliğini azaltabileceğine dair kanıtlar göstermektedir.

Günümüzde önemini kaybetmeyen enerji konusu ile mimari tasarım doğrudan birbiri ile ilişkilidir. Uluslararası Enerji Ajansı (IEA) verilerine göre enerji tüketiminin yaklaşık %38'i binaların ısıtılması, soğutulması ve havalandırılması için harcanan aktif sistemlerin oluşturduğu enerji tüketiminden oluşmaktadır. Bu durum binalarda konfor şartlarının sağlanması için oluşturulan çözümün aktif sistemler aracılığıyla

enerji tüketimine sebebiyet vermesi ve dolaylı olarak doğal kaynakların tükenmesine ve küresel iklim değişikliği durumunu tetiklemesinde rol oynadığını göstermektedir.

Bu anlamda erken tasarım aşamasında kullanıcıların ve yerel yönetimlerin iklimsel konfor performansını ek bir simülasyon süreçlerine ihtiyaç duymadan performans analizi yapmalarını kolaylaştıracak ve aynı şekilde BIM sürecine de olan entegrasyonu ile sektörel bağlamda bina enerji verimliliği ve iklimsel konfor parametrelerinin dikkate alınmasını sağlayacak bir araç geliştirmek gereklidir. Geliştirilecek olan projede bina enerji tüketiminde en fazla etkisi olan aşama olan mimari tasarımın erken tasarım aşamasında kullanılacak iklimsel konfor ve enerji verimliliği ölçütlerini değerlendiren yapay sinir ağı tabanlı bir karar destek modeli oluşturulacaktır. Geliştirilecek olan model ile tasarımcının oluşturacağı bina form ve geometrisinin belirli kurallara bağlı bir parçalama algoritması ile birlikte birim temel modüle indirgenerek yapay sinir ağları yapay zeka modülüne oluşturulacak olan verisetinin iklimsel konfor performansları ile ilişkilendirerek ana formun değerlendirilmesi mümkün olacaktır.

1.1. Problemin Tanımı

Bina erken tasarım aşamasında birden fazla hedefin dikkate alınması gereken durumlarda, uygun çözümlerin seçimini kolaylaştırmak amacıyla çeşitli yöntemler kullanılmaktadır ve bu yöntemler genel olarak çok hedefli optimizasyon (MOO) yaklaşımları olarak sınıflandırılmaktadır. Geliştirilen yöntemlerin büyük bir kısmı, optimizasyon algoritmasının bir programlama dili kullanılarak uygulandığı ve enerjiyle ilgili enerji tüketimi ve sera gazı emisyonu vb. hedeflerin EnergyPlus (Crawley et al., 2001), TRNSYS (*TRNSYS*, 2019) veya ESP-r gibi Bina Performansı Simülasyonu (BPS) araçlarıyla hesaplandığı simülasyon tabanlı optimizasyon yöntemleridir. Ancak, bu yaklaşımlar, BPS araçlarının hesaplama sürelerinden kaynaklanan hesaplama karmaşıklığı ile sınırlı kalmaktadır. Bunun temel sebebi, bu araçların enerji tüketimini tüm enerji alt sistemleri için karmaşık matematiksel yöntemlerle ya da bina dinamiklerini iç ve dış detaylarla birlikte ele alan mühendislik yöntemlerine dayandırmasıdır. Özellikle belirlenen çözüm sayısının fazla olduğu durumlarda, bu süreç son derece maliyetli ve yönetilmesi zor bir hale gelebilmektedir Bu nedenle, erken tasarım aşamasında binayı etkileyen iklimsel konfor karmaşık

sistemlerin yenilenmesinde BPS araçlarının yapay zeka optimizasyonu ile kullanımı pratik bir yaklaşım olarak değerlendirilememektedir.(Talami, 2022)

Uygulamada, tasarım optimizasyonu çoğunlukla tasarımcının önceki deneyimlerine, eğitimine, kılavuzlara ve kitaplara dayalı hızlı "uzmana bağlı" keşiflerle sınırlıdır (Roy vd., 2008). Bina tasarım sürecinin sıkı takvimi, bütçe kısıtlamaları ve gerekli hesaplama ve insan-teknik kaynaklarının eksikliği, hesaplamalı optimizasyon yöntemlerinin yaygın benimsenmesini engelleyen faktörler arasındadır (Flager vd., 2009; Hygh vd., 2012).

Sayısal optimizasyonun bina tasarımında uygulanması, akademik çevrelerde geniş ilgi görmesine rağmen (Zhang vd., 2013), yapı endüstrisi sektöründe henüz tam potansiyelini ortaya koymamıştır (Geyer, 2009). Hesaplamalı optimizasyon, tasarım sürecinin ayrılmaz bir parçası haline gelmemiş (Wortmann ve Nannicini, 2017) ve çok amaçlı tasarım problemleri genellikle sezgisel ve insan yargısına dayalı olarak çözülmektedir (Touloupaki ve Theodosiou, 2017).

Ayrıca, estetik, işlevsellik ve inşaat fizibilitesi gibi doğrudan ölçülemeyen niteliksel kriterlerin değerlendirilmesi ve entegrasyonu genellikle genel geçer kurallara, tasarımcıların deneyimlerine ve öznel yargılarına dayanmaktadır (Geyer, 2009). Ancak, bu tür öznel değerlendirmeler yanıltıcı olabilir ve optimum altı çözümlerin seçilmesine veya iyi performans gösteren tasarımların göz ardı edilmesine yol açabilir. Bu nedenle, niteliksel kriterlerin bina performansının nicel değerlendirmesiyle entegre edilmesi büyük önem taşımaktadır.

Enerji verimliliği, bina tasarım süreçlerinde giderek daha fazla önem kazanan bir konu olmasına rağmen, özellikle erken tasarım aşamalarında enerji performansı analizi ve tahmini süreçleri çeşitli teknik ve operasyonel zorluklarla karşılaşmaktadır. Mevcut BPS araçları, genellikle mühendislik tabanlı beyaz kutu modellerine dayanmakta ve bina geometrisi, malzeme özellikleri, iç ve dış çevresel koşullar gibi çok sayıda değişkeni dikkate alarak enerji tüketimini analiz etmektedir. Ancak, bu araçların detaylı veri gereksinimleri ve uzun hesaplama süreleri, tasarımcıların hızlı ve etkili bir şekilde enerji performansını analiz etmesini zorlaştırmaktadır. Mevcut bir simülasyonun tamamlanması saatler sürebilir ve bu durum, erken tasarım aşamalarında hızlı iterasyonların gerçekleştirilmesini neredeyse imkânsız hale getirmektedir.

Mevcut BPS araçlarının yanı sıra BIM (Building Information Modeling) sistemleri de farklı disiplinlerden gelen verilerin etkili bir şekilde entegre edilmesini sağlamada yetersiz kalmaktadır. Bu entegrasyon eksikliği, enerji tüketimini etkileyen bina geometrisi, yönlendirme ve malzeme seçimi gibi kritik unsurların tam potansiyeliyle değerlendirilmesini zorlaştırmakta ve tasarım süreçlerindeki verimliliği düşürmektedir. Bu durumun sonucu olarak disiplinler arası iş birliği ve veri paylaşımı süreçleri aksamakta, bu durum enerji tasarrufu potansiyelinin değerlendirilmesini daha da zor hale getirmektedir.

BPS araçlarının etkin bir şekilde kullanılabilmesi, bünyelerinde barındırdıkları geniş bina ve analiz etkenlerinin çokluğundan dolayı yüksek düzeyde teknik bilgi gerektirmekte, bu durum özellikle yapı fiziği uygulamalarına aşina olmayan mimarların enerji performansı analizini bağımsız bir şekilde gerçekleştirmesini zorlaştırmaktadır. Teknik bilgi eksikliği, kullanıcıların araçları etkili bir şekilde kullanmasını engellemekte, analiz sonuçlarının doğruluğunu ve karar alma süreçlerinin hızını olumsuz etkilemektedir. Bu durum, enerji performansı geri bildiriminin hızlı ve kolay bir şekilde alınamamasına yol açmakta ve enerji verimliliği hedeflerinden uzaklaşılmasına neden olmaktadır.

Erken tasarım aşamalarında alınan kararların enerji performansı üzerindeki büyük etkisine rağmen, mevcut yöntemler bu kararların enerji verimliliği üzerindeki etkilerini hızlı bir şekilde değerlendirebilecek mekanizmalar sunmamaktadır. Enerji performansı analizi sırasında bu tür geri bildirimlerin eksikliği, enerji tasarrufu sağlayacak potansiyel tasarım seçeneklerinin yeterince değerlendirilmesini engelleyebilmektedir. Bunun yanı sıra, erken tasarım aşamalarında ihtiyaç duyulan detaylı verilerin eksikliği veya bu verilere erişimde yaşanan zorluklar, enerji performansı analizini daha da karmaşık hale getirmektedir. Özellikle bina özellikleri ve çevresel koşullar hakkında sınırlı bilgiye sahip olunduğunda, enerji performansı tahmini yapmak daha az güvenilir hale gelmektedir.

Bu sorunlar, enerji performansı analizi ve tahmini süreçlerinde daha erişilebilir, tasarım aşamasına entegre yaklaşımlara olan ihtiyacı ortaya koymaktadır. Özellikle, erken tasarım aşamasında hızlı ve doğru tahminler yapabilen, kullanıcı dostu bir değerlendirme aracı model geliştirilmesi, bu problemlerin çözülmesine önemli katkılar sağlayabilir.

1.2. Amaç

Bu çalışmanın temel amacı, bina enerji performansını erken tasarım aşamasında entegre bir şekilde değerlendirebilen, bina biçimi ve formu gibi tasarımın kritik unsurlarını temel alan bir analiz aracı geliştirmektir. Erken tasarım aşamasında alınan kararlar, binaların enerji performansı üzerinde büyük bir etkiye sahiptir ve bu süreçte bina formu, yönlendirme, yüzey alanı gibi tasarım parametrelerinin doğru bir şekilde analiz edilmesi büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle, geliştirilecek model, tasarım sürecinde bina formuna dayalı enerji tahmini yaparak, enerji verimliliği hedeflerine ulaşmayı kolaylaştırmayı ve tasarımcıların bilinçli kararlar almasını desteklemeyi amaçlamaktadır.

Geliştirilecek modelin, bina formu ve yüzey özellikleri gibi geometrik parametreleri dikkate alarak enerji tüketimini tahmin edebilmesi hedeflenmektedir. Bu kapsamda, bina geometrisinin enerji performansı üzerindeki etkilerini hızlı ve doğru bir şekilde analiz edebilen bir araç, erken tasarım aşamalarındaki karar alma süreçlerini iyileştirecektir. Model, mimarlıkta tasarım özgürlüğünü kısıtlamadan enerji verimliliği odaklı bir yaklaşımı mümkün kılacak şekilde tasarlanacaktır. Bu bağlamda, bina formuna dayalı tahmin yeteneği, enerji tasarrufu potansiyelini en üst düzeye çıkarmayı ve tasarım sürecinde enerji verimliliği ile estetik arasındaki dengeyi sağlamayı hedeflemektedir.

Çalışmanın bir diğer önemli amacı, bu tahmin aracını makine öğrenmesi (ML) teknikleri ile destekleyerek, geleneksel BPS araçlarının uzun hesaplama süreleri ve karmaşıklıklarını aşmaktır. Makine öğrenmesi tabanlı yaklaşım, bina enerji performansını tahmin etmek için büyük veri setlerinden öğrenilen örüntüleri kullanarak hızlı ve doğru analizler sunacaktır. Bu yaklaşım, detaylı mühendislik hesaplamalarına duyulan ihtiyacı azaltarak, kullanıcıların enerji performansı analizi yapmasını kolaylaştıracaktır. Özellikle yüzey esaslı bina formuna dayalı enerji tahmini yetenekleri ile önerilen model, mevcut simülasyon araçlarının sınırlamalarını aşarak erken tasarım aşamasında kullanılabilir bir çözüm sunacaktır.

Ayrıca, geliştirilecek modelin BIM sistemleriyle entegre çalışması planlanmaktadır. Bu entegrasyon, farklı disiplinlerden gelen verilerin bir arada işlenmesini kolaylaştıracak ve bina enerji performansı analizinin daha verimli bir şekilde yapılmasını sağlayacaktır. Bu durum, tasarımcıların bina formunun enerji performansı

üzerindeki etkilerini gerçek zamanlı olarak değerlendirebilmesini mümkün kılacaktır. BIM entegrasyonu sayesinde disiplinler arası iş birliği güçlendirilerek, hem mimarların hem de mühendislerin enerji verimliliği hedeflerine ulaşması kolaylaştırılacaktır.

Son olarak, modelin farklı bina tipolojileri ve iklim bölgelerinde uygulanabilir olması hedeflenmektedir. Modelin, bina geometrisi, malzeme özellikleri ve çevresel faktörler gibi enerji performansını etkileyen çok sayıda parametreyi dikkate alarak, esnek ve uyarlanabilir bir çözüm sunması planlanmaktadır. Bu kapsamda, kullanıcı dostu bir arayüz ile desteklenecek olan model, enerji performansı analizi süreçlerini hızlandırarak hem akademik hem de sektörel uygulamalar için değerli bir araç haline gelecektir.

Bu çalışma, enerji performansı analizinde bina formu ve makine öğrenmesi tabanlı yaklaşımların entegre edildiği bir çözüm sunarak, mimarlık sektöründe uygulama ve eğitim aşamalarında yeni bir değerlendirme ve bakış açısı kazandırmak hedeflenmektedir.

Amaç 1: Erken tasarım aşamasında bina enerji tüketimi değerlendirmesinin önemini araştırmak, bina enerji değerlendirme modellerini araştırmak

Bina Erken tasarım aşaması, binaların performansını etkileyen temel kararların alındığı, tasarım sürecinin en kritik evrelerinden biridir. Bu aşamada verilen kararlar, yalnızca binanın mekânsal ve estetik özelliklerini değil, aynı zamanda enerji performansı, ısısal konfor, gün ışığı kullanımı ve iç mekân hava kalitesi gibi kullanıcı konforunu doğrudan etkileyen birçok parametreyi belirleyici niteliktedir. Ancak, söz konusu bu dönemde enerji tüketimi tahmini yapmak, genellikle mühendislik temelli bilgi ve deneyim gerektiren simülasyonlara dayandığından, tasarımcılar açısından zorlayıcı ve zaman alıcı bir sürece dönüşebilmektedir. Mimarlık pratiğinde, estetik ve işlevsellik öncelikleriyle şekillenen tasarım süreci, çoğu zaman enerji performansı gibi teknik kriterlerin yeterince göz önünde bulundurulmasını engellemektedir. Bu nedenle, özellikle erken tasarım aşamasında enerji tüketimi değerlendirmesini mümkün kılacak, hızlı, erişilebilir ve güvenilir analiz yöntemlerine duyulan ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Bu bağlamda, bina enerji tüketimi değerlendirme modellerinin incelenmesi, mevcut yöntemlerin avantaj ve sınırlılıklarının belirlenmesi ve mimari

tasarım sürecine entegre edilebilir modellerin geliştirilmesi, çalışmanın bu amacı doğrultusunda temel araştırma alanlarını oluşturmaktadır.

Amaç 2: Makine öğrenmesi (ML) tekniklerine odaklanarak bina enerji sayısal modelleme alanındaki gelişmeleri araştırmak ve sentezlemek.

Bu amaç, geleneksel simülasyon tabanlı yaklaşımların sınırlamalarını aşamada makine öğrenmesi algoritmalarının rolünü vurgulayarak mevcut literatürü ve metodolojileri incelemeyi hedeflemektedir. Çalışma, bina enerji tüketimi desenlerini yakalamada ve erken tasarım aşamalarındaki karmaşıklıkları ele almada ML algoritmalarının potansiyelini anlamaya odaklanacaktır.

Amaç 3: Bina enerji uygulamaları için uygun ML tekniklerinin seçimine yönelik bir çerçeve analiz etmek ve önermek.

Makine öğrenmesi algoritmalarının çeşitliliği göz önüne alındığında, bu amaç, farklı bina enerji modelleme bağlamları için uygunluklarını değerlendirmeyi hedeflemektedir. Veri mevcudiyeti, hesaplama karmaşıklığı ve tahmin doğruluğu gibi faktörleri dikkate alarak, en etkili ML yöntemlerinin seçimi için sağlam bir çerçeve geliştirilecektir.

Amaç 4: Doğru ML tabanlı enerji tahmini modellerinin geliştirilmesi için akıllı bir metodoloji tasarlamak.

Bu amaç, yapay sinir ağları (ANN) ve gradyan artırılmış regresyon ağaçları (GBRT) gibi gelişmiş ML tekniklerini kullanarak enerji performansı tahmini yapabilen modeller geliştirmeye odaklanmaktadır. Özellik mühendisliği, hiperparametre optimizasyonu ve algoritma ayarı, yüksek doğruluk ve güvenilirlik sağlamak için bu metodolojinin ayrılmaz bir parçası olacaktır.

Amaç 5: ML modelinin doğruluğunu ve geçerliliğini sağlamak için kapsamlı doğrulama ve validasyon çalışmaları yapmak.

Bu amaç, geliştirilen modelin enerji performansı tahmininde doğruluğunu, güvenilirliğini ve genelleştirilebilirliğini test etmek için validasyon süreçlerini içermektedir. Modelin çıktılarının, enerji performansı analizlerinde tutarlılığı ve pratik uygulanabilirliği değerlendirilecektir. Bu süreçte gerçek bir vaka çalışması

kullanılacak ve modelin farklı senaryolarda başarı düzeyi detaylı bir şekilde analiz edilecektir.

1.3. Kapsam

Bu çalışma, bina enerji performansını erken tasarım aşamasında değerlendirebilecek bir makine öğrenmesi (ML) modeli geliştirme sürecini kapsamaktadır. Model, özellikle bina biçimi ve formunun enerji performansı üzerindeki etkilerini analiz etmek üzere tasarlanacaktır. Erken tasarım aşamasında, bina geometrisi, yüzey alanı, hacim ve yönlendirme gibi biçimsel kararlar, enerji tüketimi üzerinde belirleyici bir rol oynamaktadır. Bu bağlamda, çalışma, bu unsurların enerji performansı üzerindeki etkilerini anlamayı ve bu etkilere dayalı olarak doğru tahminler yapabilen bir araç geliştirmeyi amaçlamaktadır.

Çalışma aşağıdaki ana başlıklar çerçevesinde şekillendirilecektir:

Bina Biçim ve Formunun Enerji Performansı Üzerindeki Etkilerinin İncelenmesi: İlk aşamada, bina geometrisi ve formunun enerji tüketimi üzerindeki etkileri detaylı bir şekilde analiz edilecektir. Bu analiz, erken tasarım aşamasında alınan kararların enerji performansı üzerindeki doğrudan etkilerini anlamayı ve modelin bu bağlamda optimize edilmesini sağlayacaktır.

Enerji performansı tahmininde kullanılacak ML algoritmaları seçilecek ve bu algoritmaların bina formu ve geometrisi ile ilişkilendirilmesi sağlanacaktır. Algoritmaların doğruluğunu artırmak için hiper parametre optimizasyonu ve özellik mühendisliği süreçleri uygulanacaktır. Modelin, Building Information Modeling (BIM) sistemleriyle entegre çalışabilmesi sağlanacaktır. Bu entegrasyon, tasarım süreçlerinde farklı disiplinler arasındaki veri paylaşımını kolaylaştıracak ve tasarımcıların bina formu odaklı enerji analizlerini daha etkin bir şekilde gerçekleştirmelerine olanak tanıyacaktır. Geliştirilen modelin doğruluğunu, genelleştirilebilirliğini ve güvenilirliğini test etmek amacıyla kapsamlı doğrulama ve validasyon çalışmaları yapılacaktır. Bu süreçte, gerçek bir vaka çalışması kullanılarak modelin farklı bina tipolojileri ve iklim koşulları altında etkinliği test edilecektir.

Modelin mimarlar ve tasarımcılar tarafından kolayca kullanılabilmesi için kullanıcı dostu bir arayüz geliştirilecektir. Bu arayüz, enerji performansı analizini basitleştirerek, enerji verimliliği odaklı tasarım kararlarının daha hızlı ve etkili bir

şekilde alınmasını sağlayacaktır. Bu kapsam, bina formu ve geometrisinin enerji tüketimi üzerindeki kritik rolünü ön planda tutarak, enerji verimliliği odaklı bir tasarım aracı geliştirme sürecini desteklemektedir. Modelin hem akademik hem de sektörel kullanıma uygun olması hedeflenmektedir.

İKİNCİ BÖLÜM

MİMARLIKTA ERKEN TASARIM AŞAMASI İKLİM VE ENERJİ TÜKETİMİ İLİŞKİSİ

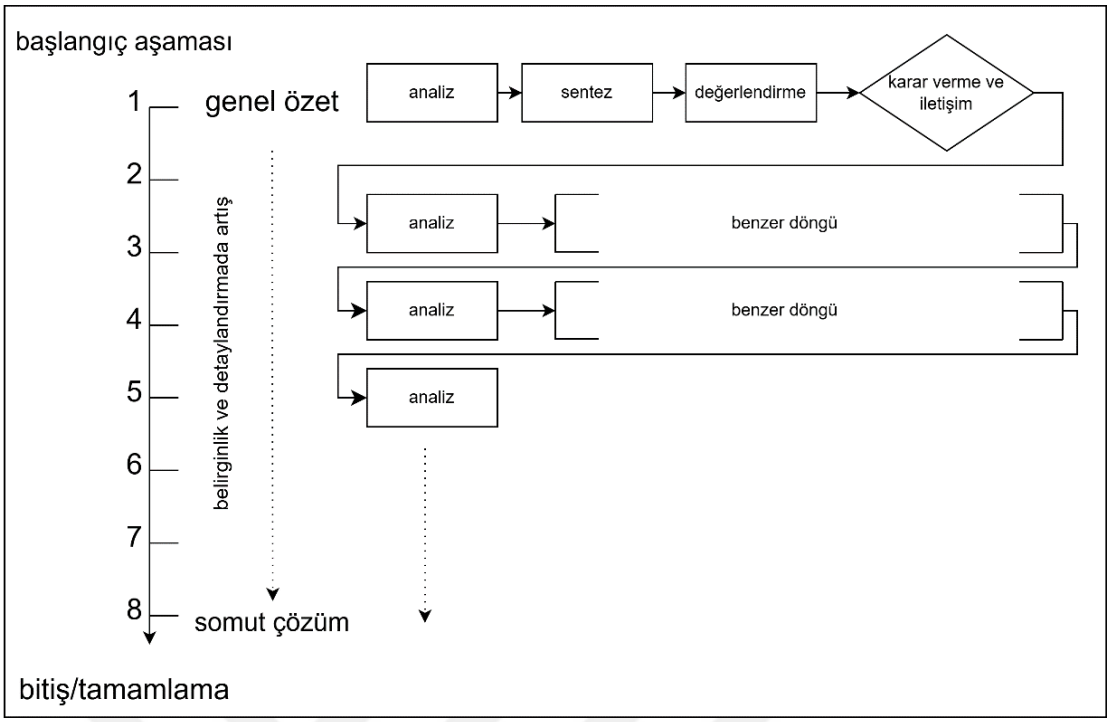
Mimarlık, yalnızca binaların belirlenen koşullara göre tasarlanması ve organize edilmesi ve işletilmesi sürecinden ibaret olmayıp, aynı zamanda bu binaların kullanıcıların eylemlerini gerçekleştirmeleri için uygun konfor koşullarını sağlamasını da gerektirmektedir. Bir binanın tasarım başarısı, yalnızca fiziksel formunun uygun fonksiyonlar dahilinde şekillendirilmesi ve kullanıcı gereksinimlerini karşılamasıyla değil, aynı zamanda bu binada gerçekleşen eylemlerin de uygun çevresel koşullar altında sağlanmasıyla doğrudan ilişkilidir. Başka bir deyişle, bir binanın başarılı olması, yalnızca mimari tasarım gücünün ve işlevselliğin optimum düzeyde sağlanmasıyla değil, aynı zamanda kullanıcıların o mekânda konforlu, sağlıklı ve verimli bir şekilde zaman geçirebilmesiyle de belirlenir. Isıl, görsel, akustik ve iç hava kalitesi gibi konfor parametrelerinin insan fizyolojisi ve psikolojisine göre uygun bir şekilde sağlanması, kullanıcı memnuniyetinin arttırmasına ve aynı zamanda enerji verimliliği konusunda ciddi ilerlemeler kaydedilmesini de sağlamaktadır. Bu bağlamda, bina tasarım sürecinin erken aşamaları, binanın iklimsel konfor ve enerji tüketimi açısından en belirleyici dönemlerinden biridir. Bu aşamada alınan kararlar, binanın iklim koşullarına uyumu, pasif ve aktif enerji stratejilerinin uygulanabilirliği ve uzun vadeli enerji performansı açısından kritik öneme sahiptir. İklimsel faktörler dikkate alınmadığında, yüksek enerji tüketimine ve düşük kullanıcı konforuna yol açabilecek tasarım hataları ortaya çıkabilir. Bu nedenle, bina tasarımında iklimle uyumlu çözümler geliştirmek, enerji verimliliğini artırmak ve sürdürülebilir bir bina oluşturmak adına, tasarım sürecini şekillendiren temel unsurları anlamak gereklidir. Bu bölümde, öncelikle mimari tasarım sürecindeki yaklaşımlar ele alınacak ve tasarımın temel aşamaları bina performansını etkileyen bina enerji tüketimini etkileyen tasarım aşamaları incelenecektir. Ardından, erken tasarım sürecinde bina enerji tüketimini belirleyen temel faktörler detaylı bir şekilde irdelenecek ve bu faktörlerin bina performansı üzerindeki etkileri değerlendirilecektir.

2.1. Tasarım Süreci

Tasarım faaliyeti, insan ihtiyacını karşılamak için çeşitli düzeylerde ürün, yapı ve sistem oluşturma sürecidir. Bu faaliyet süreci, tasarıma konu olan problemin tanımlanması, problemle ilgili veri toplama ile sentez elde etme ve bu verileri analiz ederek çözüm üretimi süreçlerinden oluşmaktadır. Tasarım süreçleri birçok araştırmacı tarafından sürecin başından sonuna kadar bir rotadan farklı fikirler ve modeller geliştirmişlerdir. Tasarım sürecine ilişkin tüm bu modellerin ardında yatan ortak düşünce, sürecin öngörülebilir ve tanımlanabilir bir mantıksal düzen içerisinde gerçekleşen bir dizi işlem ve tanımlanabilir faaliyetten oluşmasıdır. Bu modellerde tasarımcının bir sorunla karşılaştığı ilk aşamalardan bir çözüm tanımladığı son aşamalara kadar ilerleyebilmesi için bir dizi işlem yapması gerektiği ön görülmektedir.

Mimari tasarım süreci ile ilgili Asimov (1962), Jones (1963), Hamel (1990), Simon (1975) ve Rowe (1987) gibi araştırmacılar, tasarım sürecini bir problem çözme (problem solving) süreci olarak tanımlamaktadırlar. Archer (1969), Van Bakel (1995), ve Ang ve Tang (1982) ise, tasarımı sürecini karar verme (decision making) eylemi olarak tanımlamaktadır. Tasarım sürecine üçüncü bir yaklaşım olarak Archea (1987) ise, tasarımın bir yap-boz oluşturma (puzzle making) eylemi olduğunu ifade etmektedir. (Türkyılmaz, 2010)

Tasarım sürecini bilimsel paradigma ile yaklaşan Asimov (1962), oluşturduğu tasarım süreci yönteminde, tasarımı belirli fazlara ayırarak her bir faz içerisinde analiz, sentez ve değerlendirme süreçlerini yinelemeli olarak değerlendirmektedir. Bu süreç sonunda her bir tasarım evresinde bir karar verme işlemi gerçekleştirerek bir sonraki tasarım evresine geçildiği görülmektedir (Şekil 2.1).



Şekil 2. 1: Tasarım süreci modeli.

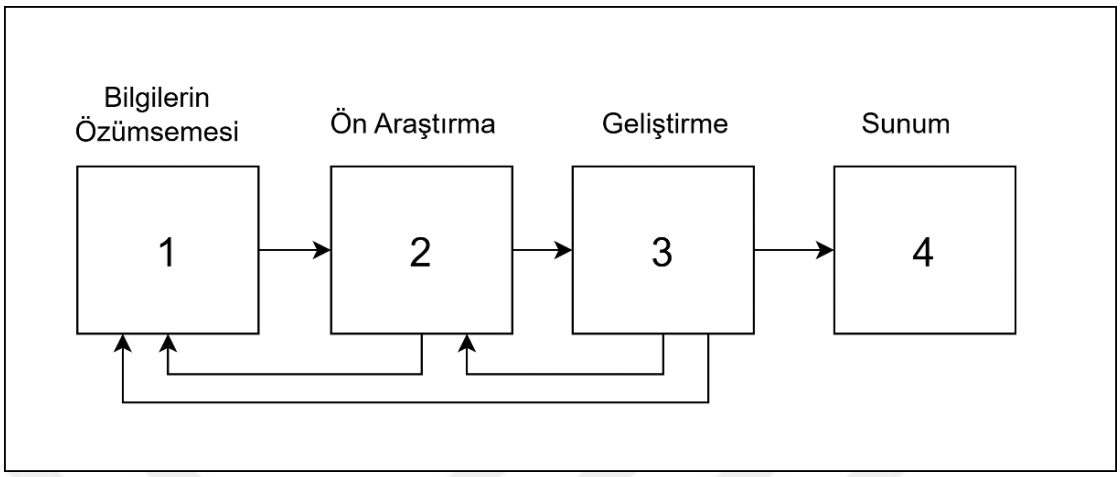
Kaynak: Bina Performansı Araştırma Birimi, Bina Performansı, 1972.

İngiliz Kraliyet Mimarlık Enstitüsü (RIBA) tarafından ilk versiyonu 1965 yılında yayımlanan " "Mimarlık Pratiği ve Yönetimi El Kitabı" kapsamında tanımlanan tasarım süreci modeli, tasarım pratiğini sistematik hale getirmek amacıyla geliştirilmiştir (RIBA, 2020). Bu model, tasarım sürecini dört temel evreye ayırmaktadır:

1. Özümseme
2. Genel çalışma
3. Geliştirme
4. İletişim

Her bir aşama, tasarım sürecinin analitik ve kavramsal yapı taşlarını temsil etmekte olup, mimarın fikir üretiminden nihai ürünü sunma aşamasına kadar olan tüm karar verme ve değerlendirme süreçlerini kapsamaktadır. Bu sistematik yaklaşım, Asimo'un (Asimow, 1962) bilimsel paradigma çerçevesinde tanımladığı analiz, sentez ve

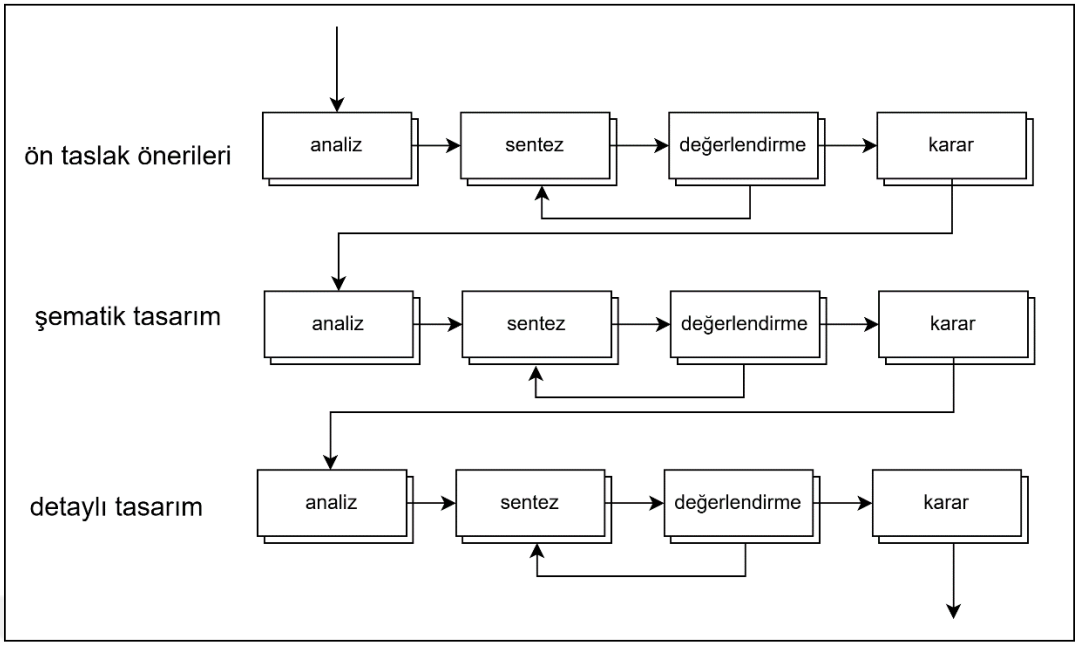
değerlendirme döngüsüne benzer şekilde, her bir tasarım fazının belirli çıktılar doğrultusunda yinelenebilir şekilde ilerlemesini mümkün kılmaktadır (Şekil 2.2).



Şekil 2.2: RIBA tasarım süreci modeli.

Kaynak: RIBA, Mimarlık Pratiği ve Yönetimi El Kitabı, 2020.

Tom Markus (1969b) ve Tom Maver (1970), şekil 1.3'te mimari tasarım sürecini RIBA modeline göre çok daha detaylı bir model ortaya koymuşlardır(Markus, 1969; Maver, 1968).Önerilen modelde tasarım sürecinin bir 'karar dizisi' hem de bir 'tasarım süreci' veya 'morfoloji' ile oluşturmuşlardır. Tasarım sürecinin gittikçe ayrıntılandırılan seviyelerinde analiz, sentez, değerlendirme ve karar verme süreçlerinin geri beslemeli bir şekilde, döngüsel bir düzeyde ilerlemektedir. (Lawson, 1980)



Şekil 2.3: Tom Markus ve Tom Maver'in önerdikleri mimari tasarım süreci modeli.

Kaynak: Bryan Lawson, How Designers Think, 2005.

1967 yılında RIBA'nın oluşturduğu "İş Planı" (Plan of Works), tasarım sürecini, bir aşamanın diğerini zamana içinde takip ettiği yönetim süreci olaak ele alan, karar verme için mevcut toplam süreyi gelişen aşamalara göre ayıran ve detaylandıran bir süreç yapısını yansıtan örneklerdendir. Bu çalışma A-E'ye kadar olan aşamalardan oluşmaktadır.

A. Başlangıç

B. Fizibilite (Uygulanabilirlik)

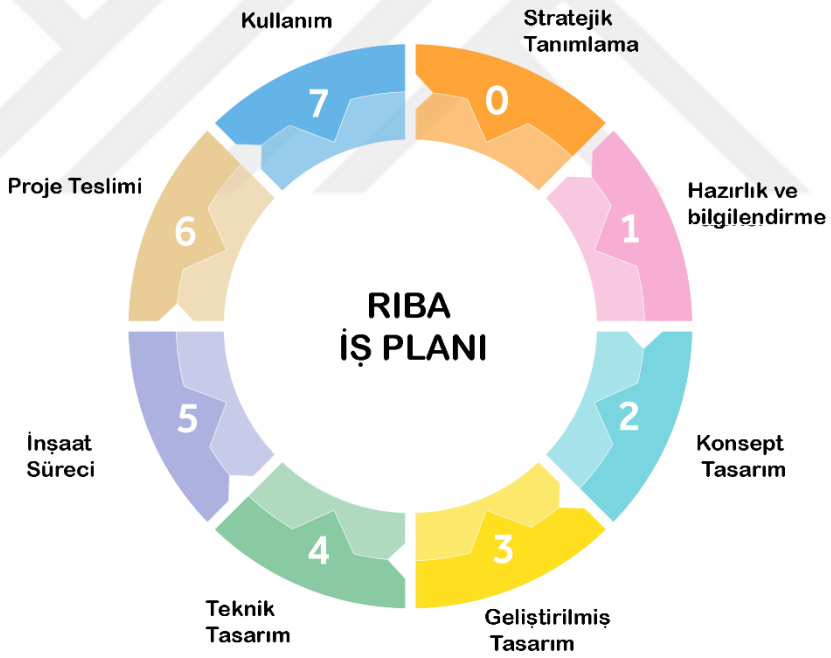
C. Taslak Öneriler

D. Şematik Tasarım

E. Detaylı Tasarım

RIBA zaman içerisinde bu yöntemi geliştirmiş ve günümüz tasarım süreçlerinde kullanılan araçları da dahil ederek detaylandırmıştır. En son sürüm olarak 2020 yılında yayımlanan Plan of Works, aşağıdaki çalışma adımlarını içermektedir.(RIBA, 2020)

- 0. Stratejik Tanımlama
- 1. Hazırlık ve Bilgilendirme
- 2. Konsept Tasarım
- 3. Geliştirilmiş Tasarım
- 4. Teknik Tasarım
- 5. İnşaat Süreci
- 6. Proje Teslimi
- 7. Kullanım

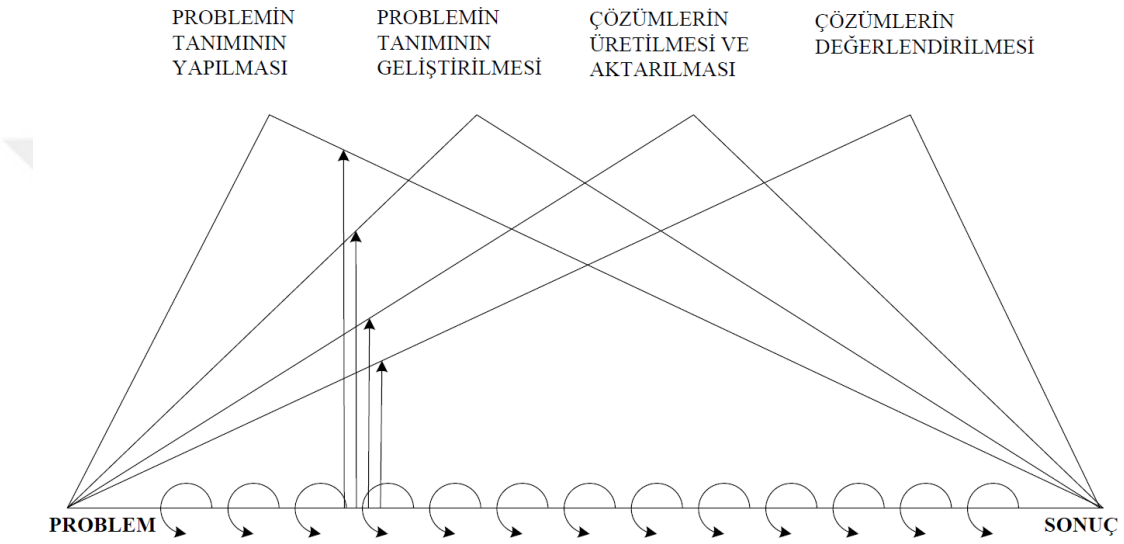


Şekil 2. 4: RIBA İş Planı modeli.

Kaynak: RIBA, Plan of Works, 2020

Boekholt (Boekholt, 1987) benzer bir bölünme kullanmış, ancak yavaş yavaş birbirine karışan dört aşama ile tasarım sürecini ifade etmiştir.

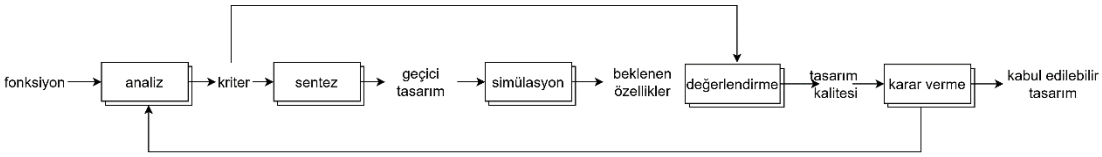
- Problemi ve hedeflerini tanımlama,
- Temel fiziksel ve uzamsal prensipleri ortaya koyma
- Birbirinden farklı ve orijinal değişkenler üretme
- Açıkça ortaya konan ölçütler aracılığıyla değişkenleri seçme



Şekil 2.5: Problemin tanımlanmasından tasarıma dört aşamalı geçiş.

Kaynak: (Boekholt, 1987)(Türkyılmaz, 2010)

Roozenburg ve Eekels (1991), tasarım süreci döngüsünün, teknik ve sosyo-ekonomik gelişmenin karmaşık sorunlarıyla başa çıkmak için kullanılan kabul görmüş problem çözme döngüsüyle büyük benzerliklerinin olduğunu belirtmiştir. Bu kapsamda tasarım sürecini beş aşamya ayırmışlardır. Bunlar; problemi tanımlamak, hedefleri formüle etmek, çözümler geliştirmek, en iyi çözümü seçmek ve planları uygulama adımlarından oluşmaktadır. Oluşturdukları tasarım süreci modelinde sentez ve değerlendirme süreçleri arasına “simülasyon” adımını eklemişlerdir. 'Simülasyon' ile kastedilen, gerçek üretim başlamadan önce tasarım aşamasındaki ürünün performansı ve özellikleri hakkında bir kanaate varmak için modeller üzerinde akıl yürütme veya testler uygulamaktır.(Roozenburg & Eekels, 2011) (Van Der Voordt & Van Wegen, 2007)



Şekil 2.6: Roozenburg ve Eekels tarafından önerilen tasarım süreci döngüsü.

Kaynak: (Roozenburg & Eekels, 2011)

2.2. Bina Tasarımında Erken Tasarım Süreci

Erken tasarım evresi, kısaca ilk tasarım kararlarını içeren şemaların üretildiği tasarım süreci olarak tanımlanabilir. Bu aşamada ilk tasarım alternatifleri ortaya konmakta ve denenmekte olup, tasarım probleminden sonuç ürüne/soyuttan somuta doğru ilerleme süreci başlamıştır. Geleneksel tasarım süreci bağlamında erken tasarım aşaması, tasarım probleminin henüz netleşmediği ve elde edilebilen tasarım verilerinin sınırlı, belirsiz ve tanımsız olduğu bir aşama olarak değerlendirilmektedir. (Gerber ve Lin, 2012). tasarım probleminin henüz tam olarak tanımlanmadığı ve tasarıma ilişkin bilgilerin yeterince toplanmadığı erken aşamalarda verilen kararların, tasarım sürecinin sonraki evrelerinde alınacak pek çok kararı doğrudan etkilediği literatürde tartışılmıştır (Attia et al., 2012; Nalbant, 2020).

Mimari projelerinin kavramsal aşamaları, genel tasarım süreçleri içerisinde en dinamik, yaratıcı ve değişime en açık aşamasıdır. Erken tasarım aşaması, aynı zamanda tasarım sürecinin geri kalanına yönelik kritik temellerin atıldığı dönemdir. Bu aşamada mimarların yanı sıra mühendislik gibi farklı disiplinlerden profesyonellerin bir araya gelerek ortak çalışması, tasarım kalitesi ve performansını artırmak açısından önem taşımaktadır. Bu, sürecin daha sonraki ve daha kritik bir döneminde tasarımın ayarlanması ihtiyacını azaltmaya katkıda bulunur (Macmillan ve ark., 2001). Mimari tasarımın erken süreçlerinde bilginin araştırılması, elde edilmesi, uygun bilgilerin tasarımla ilişkilendirilmesi, dönüştürülmesi, alternatif tasarım seçeneklerinin ortaya koyulması ve devam edilecek tasarım fikrinin oluşturulması aşamalarını içerir. İlk tasarım fikirleri ve alternatifleri bu aşamada üretilmekte ve çeşitli denemelerle sınanmaktadır. Bulanık ve muğlak bilginin getirmiş olduğu çok düşünülmeden ve

detaya inilmemiş fikirlerin oluşması ve bu fikirlerden vazgeçilmesi ve başka bir fikre yönelim gibi eylemler tasarım alternatiflerini oluşturmakta etkili olan süreçlerdir.

Mimarlar, tasarım süreçlerinde genellikle birçok bağımsız alternatif üretip aralarında seçim yapmak yerine, tek bir fikri seçerek bu fikri aşamalı olarak olgunlaştırma eğilimindedirler. Tasarım fikirleri ilk ortaya çıktığında tamamlanmış halde değildir; fikirler süreç içerisinde geliştirilir, dönüştürülür ve kademeli olarak detaylandırılır. Bu süreçte üretilen eskizler ve çizimler, mimarın zihinsel olarak işlediği fikir parçalarını dışa vurur ve tasarım fikrinin farklı evrelerdeki gelişimini görselleştirir. Bu nedenle tasarımcılar, ürettikleri fikirlerin ilk aşamadaki belirsiz doğası nedeniyle, sürecin başlarında üretilen düşüncelere düşük düzeyde bağlılık gösterir ve bu durum alternatifleri değerlendirme ve geliştirme sürecini kolaylaştırır (Goel & Pirolli, 1992)

Tasarım süreçlerinde, sorunlu alanların genişletilmesi ve temel fikirlerin araştırılması için keşif faaliyetleri kritik bir öneme sahiptir. Tasarım erken aşamalarda genellikle döngüsel ve yinelemeli bir yapıda ilerler; bu döngüsel süreçte fikirler hızlı biçimde oluşturulur, geliştirilir ve gerektiğinde terk edilir. Özellikle tasarımın başlangıcında gerçekleşen hızlı yinelemeler, tasarımcıların fikirleri görsel olarak dışa vurmasına ve hızlıca değiştirip dönüştürmesine olanak sağlar. Bu tür bir yinelemeli süreç, tasarım probleminin farklı yönlerinin daha iyi anlaşılmasına ve geliştirilmesine imkân tanır. (Plimmer & Apperley, 2002)

2.3. Bina Enerji Performansı

Performans odaklı bina tasarım yaklaşımı, kullanıcıların yapılı çevredeki çeşitli ortamlarla etkileşimi nedeniyle insan ihtiyaçlarından ve mekan konforunu sağlamalarından ortaya çıkmaktadır (Preiser ve Vischer, 2006). “Bina performansı” terimi, binaların tanımlanabileceğini ve performanslarının değerlendirilebileceğini göstermektedir. Bina performansı genellikle elektrik tüketimi, gaz tüketimi, CO_2 emisyonları ve ısıtma ve soğutma dengesi gibi binanın performansını analiz etmek ve değerlendirmek için ölçülebilir değişkenler olan temel performans göstergeleri ile ifade edilir (van Heijst, 2017), (D. Yılmaz, 2022)

Performans yaklaşımı, bina tasarımında ve değerlendirmesinde, binanın nasıl inşa edilmesi gerektiğini dikte etmek yerine, binanın ne yapması gerektiğine odaklanan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım, tasarım verilerinin ve rehberliğin hazırlanması, proje tasarımı ve inşaatı, ürün geliştirme, kalite kontrol gibi binanın birçok yönüyle

bağlantılıdır. Performans yaklaşımı, ideal olarak, performans gereksinimlerinin nicel terimlerle tanımlandığı ve performansın her bir yönünü nesnel olarak değerlendirmek için yöntemlerin mevcut olduğu bir yaklaşımdır. Bina performans yaklaşımı açısından Building Performance Research Unit (BRPU) at Strathclyde University yer alan araştırmacılar insan odaklı performans yaklaşımı açısından bir sistem modeli önermişlerdir. (Şekil 2.7). Beş ana bölümü vardır: (Bina Performansı Araştırma Birimi, 1972)

(a) hedefler sistemi;

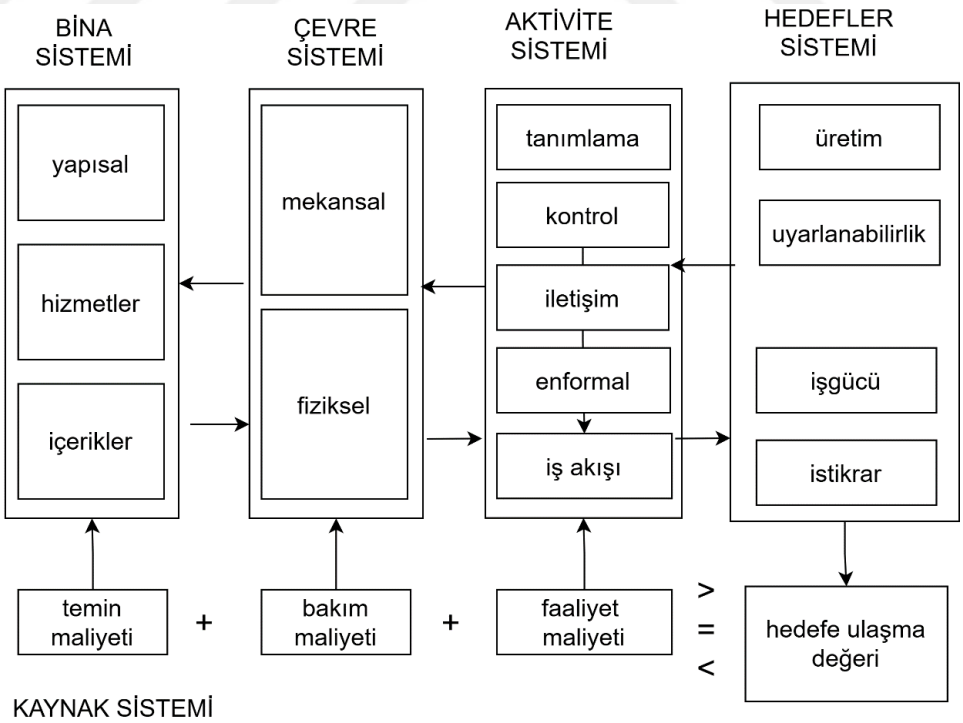
(b) faaliyet sistemi;

(c) çevre sistemi;

(d) bina sistemi;

(e) kaynaklar sistemi.

Önerilen beş unsur, alt sistemleri ve bileşenleriyle birlikte, politika ve ekonominin, kültürün, iklimin, şehir planının, sosyal ve ticari bağlamın etkilerine açık olan karmaşık bir sistem oluşturmaktadır.

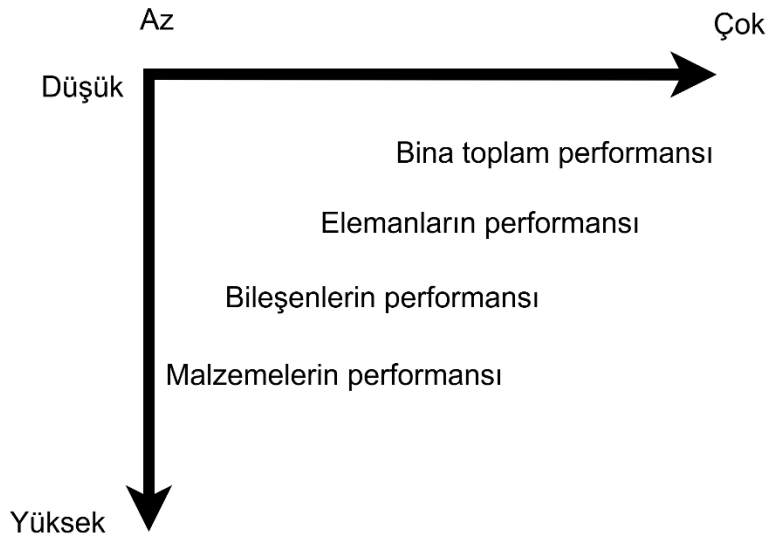


Şekil 2.7: BRPU kavramsal modeli.

Kaynak: (Baird et al., 2018; D. Yılmaz, 2022)

Binanın performansı, bina kullanıcılarının fiziksel, iş ve çalışma ortamlarıyla nasıl etkileşim kurduğuna da bağlıdır. Performans yaklaşımı, bina yaşam döngüsü boyunca öngörülen veya gerçek performansın sistematik olarak değerlendirilmesinde kullanılacak kullanıcı gereksinimlerinin ve performans kriterlerinin belirlenmesini içerir. Ölçülecek veya iyileştirilecek performans için konfor, estetik, güvenlik, sağlık vb. gibi hedefler belirlenmelidir.

Yaygın olarak "bina performansı" terimi yangın güvenliği, iç mekan hava kalitesi, ısıl verimlilik ve gürültü kontrolü bağlamında kullanılmıştır. Bu "mikro düzey" kriterlerin her biri, binanın kullanıcıların veya işlevsel gereksinimlerini ne kadar iyi karşıladığını anlamak için önemlidir. Ancak, binanın genel olarak ve uzun vadede nasıl performans gösterdiğini değerlendirmek için daha bütüncül bir yaklaşıma ihtiyaç vardır. Toplam bina performansı (TBP) tam da bu noktada devreye girer (Douglas, 1996). Buna rağmen, Şekil 2.8'de gösterildiği gibi, dahil olan değişkenlerin sayısı önemli ölçüde fazla olduğundan, toplam bina performansının öngörülebilirliği nispeten düşüktür. Bu diyagram, erken dönem çalışmaların çoğunun neden bütün binalar yerine bina ürünlerinin performansını ölçmeye ve değerlendirmeye odaklandığını açıklamaktadır. (Chu Jiun, 2005), (Douglas, 1996)



Şekil 2.8: Performansın öngörülebilirlik derecesi.

Kaynak: (Douglas, 1996)

Toplam bina performansının etkisi, teknolojideki ilerlemeler ve ekonomik koşullardaki değişiklikler nedeniyle bina kullanıcılarının beklenti ve gereksinimleri artmasından dolayı önemi günümüzde giderek daha fazla önem kazanmıştır. Kullanıcılar, binalardan daha fazla performans talep etmekte, bu da bina performansına yönelik beklentilerin yükselmesine neden olmaktadır. Mülk sakinleri ve sahipleri, binaların konforlu, uygun maliyetli, verimli bir şekilde işletilmesini ve katma değerli varlıklar olarak kalmasını istemektedir. (Leaman & Bordass, 1993)

2.4. Bina Erken Tasarım Aşamasında Enerji Verimliliği

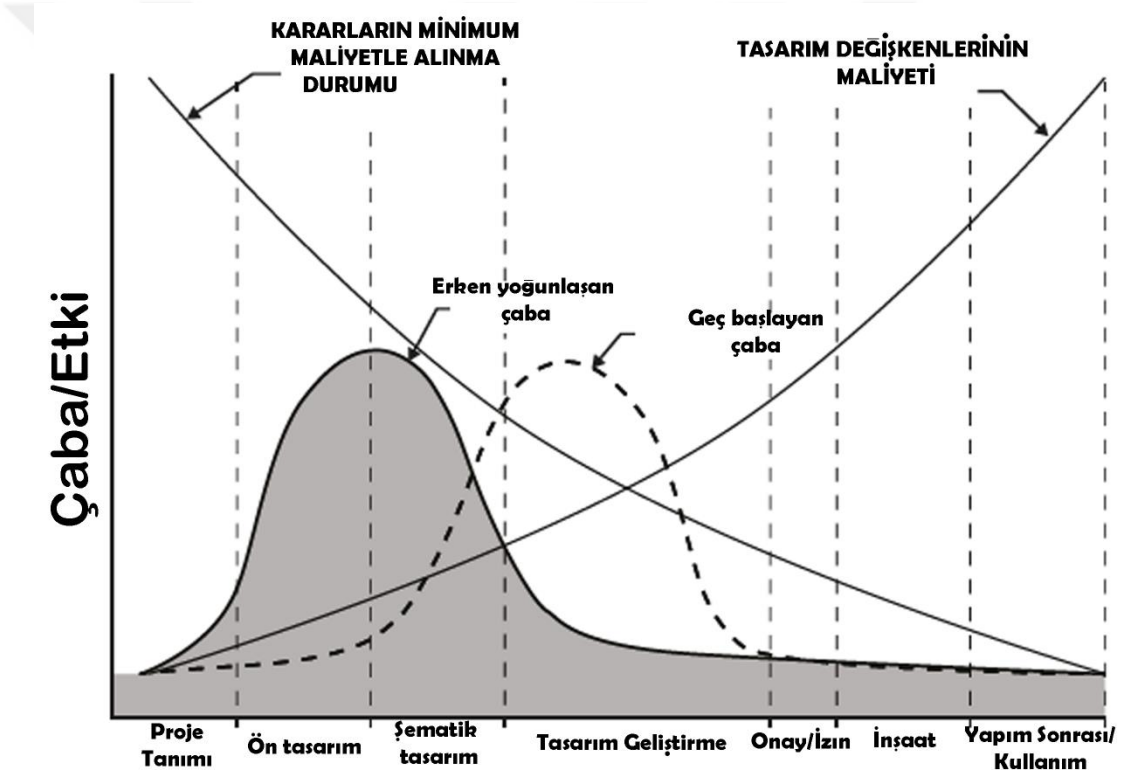
Bina enerji verimliliği, bir binadaki kullanıcıların ihtiyaç duyduğu ısıl, görsel, akustik ve iç hava kalitesi gibi konfor koşullarını minimum enerji harcayarak sağlayabilme kapasitesini ifade etmektedir. Bu kavram, yalnızca enerji tüketiminin azaltılmasıyla sınırlı olmayıp, aynı zamanda kullanıcı konforunun verimli bir şekilde sağlanmasını da gerektirmektedir. Enerji verimliliği, bina ömrü boyunca farklı ölçekte alınan tasarım, uygulama ve işletme kararlarının bütünsel bir sonucudur. Günümüzde sürdürülebilir mimari yaklaşımların merkezinde yer alan bina enerji performansı, genel bina performansı bileşenleri içerisinde en somut ve ölçülebilir olanlardan biridir. Enerji tüketiminin optimize edilmesi, yalnızca işletme maliyetlerini azaltmakla kalmayıp aynı zamanda küresel ölçekte çevresel etkilerin azaltılmasına da katkı sağlamaktadır. Tasarım sürecinin farklı evrelerinde enerji performansını iyileştirmeye yönelik pek çok müdahale yapılabilse de, özellikle erken tasarım aşamasında alınan kararlar, binanın tüm yaşam döngüsünde enerji tüketimini doğrudan belirleyici bir etkiye sahiptir (Singh, 2022).

Bina tasarımı, tasarımcıların birçok etken ışığında çeşitli tasarım varyasyonlarını farklı tasarım süreçleriyle denedikleri yinelemeli ve evrimsel bir süreçtir. Bina erken tasarım aşaması ayrıntılı tasarım aşamasından önceki süreci ifade etmektedir. Bu durumdan dolayı erken tasarım aşamasında bina geometrisi, bina kütlesi, alan/hacim kararları, yönlenme gibi kararlar alınmaktadır.

Mimari projelerin ilerleyen aşamalarında talep edilen veya ihtiyaç duyulan performans iyileştirmeleri nedeniyle, tasarım sürecinin erken aşamalarının tekrardan revize edilmesine sebebiyet vermektedir. Bu durum zaman ve para kaybına neden olmaktadır. Şekil 2.10'da, binaların enerji performansı üzerindeki en önemli etkinin erken tasarım sürecinden kaynaklandığına işaret etmektedir. Bina açıklığın yönü ve

bina kabuğu tasarımındaki iyileştirmeler binanın enerji talebini %40 oranında azaltabilir. Bu nedenle, tasarım kararları ile bina performansı arasındaki ilişkiyi daha iyi anlamak için bina enerji simülasyonları, istatistiksel veri incelemesi gibi teknik incelemeler yapılarak erken tasarım aşamalarına verilen önem artırılmalıdır. (İşeri & Dursun, 2022)

Mimari tasarım sürecinde karar vermeyi desteklemek, tasarımı yüksek performansa doğru yönlendirmek için kararların nihai performans ve maliyetler üzerinde en yüksek etkiye sahip olduğu erken tasarım aşamasında alınan tasarım eylemleri son derece önemlidir (Güzer vd., 2016; Ostergard vd., 2016).



Şekil 2.9 Tasarım sürecinde karar alma zamanlamasının etki ve maliyete etkisi .

Kaynak: Güzer vd., Bütünleşik Bina Tasarımı Yaklaşımı Türkiye Ortamı ve Koşullarına Uyarlama Raporu, 2016.

Mimari tasarım süreci, kavramsal fikirlerden uygulama detaylarına kadar uzanan çok aşamalı ve çok aktörlü bir yapıya sahiptir. Ancak bu sürecin farklı aşamalarında hangi performans kriterlerinin ne zaman ve nasıl değerlendirileceği çoğu zaman net tanımlanmadığı için, enerji performansı gibi kritik bileşenler geri planda

kalabilmektedir. Özellikle enerji verimliliği açısından tasarım kararlarının etkili olabilmesi için, hangi modelleme türlerinin hangi tasarım aşamasına entegre edilmesi gerektiği açık biçimde ortaya konması oldukça önemli bir husustur. Bu gereklilik, enerji performansını nicel olarak izleyebilecek yapılandırılmış ve zamanlamaya duyarlı bir değerlendirme sistemini zorunlu kılmaktadır. Bu kapsamda ASHRAE tarafından geliştirilen ASHRAE Standard 209, enerji simülasyonunun tasarım sürecine nasıl, ne zaman ve hangi kapsamda entegre edilmesi gerektiğini tanımlayan sistematik bir yöntem sunmaktadır. Bu standart ile birlikte enerji modellemesinin tasarım kararlarını alındığı anda uygulanması ile ilgili süreçlerin detaylandırılması gerektiğini vurgulamakta ve bu amaçla 11 ayrı modelleme döngüsü tanımlamaktadır. Bu döngülerin yedisi tasarım sürecine, üçü inşaat aşamasına, biri ise kullanım sonrası performans değerlendirmesine yönelik olarak oluşturulmuştur. Her bir döngü, belirli bir proje evresine karşılık gelen modelleme hedeflerini ve uygulanması gereken analiz yöntemlerini kapsamaktadır. Söz konusu standart, enerji verimliliğini artırmak ve yüksek performanslı bina hedeflerine ulaşmak amacıyla, farklı disiplinlerden paydaşlar arasında ortak bir yöntem ve terminoloji geliştirilmesini sağlamayı; bu doğrultuda da bütünleşmiş tasarım süreçleri içerisinde etkin biçimde kullanılabilecek yapısal bir çerçeve sunmayı amaçlamaktadır (ANSI/ASHRAE/IES Standard 209, 2024)

ASHRAE 209 Standartında bu döngüler, tasarım öncesi süreçten işletme aşamasına kadar tasarımın her aşamasında enerji performansını optimize etmeyi amaçlayan farklı enerji modelleme stratejilerini içermektedir. Standartta özellikle tasarım sürecinin ilk aşamalarını temsil eden erken tasarım dönemi, enerji performansı üzerinde kalıcı etkiler yaratan kritik kararların alındığı evre olarak belirtilmektedir. Bu bağlamda, erken tasarım aşamasındaki enerji performansı değerlendirmeleri açısından özellikle Döngü 1-Basit Kutu Modellemesi ve Döngü 2 Kavramsal Tasarım Modellemesi önemli bir konuma sahiptir (ANSI/ASHRAE/IES Standard 209, 2024).

Döngü 1: Basit Kutu Modellemesi

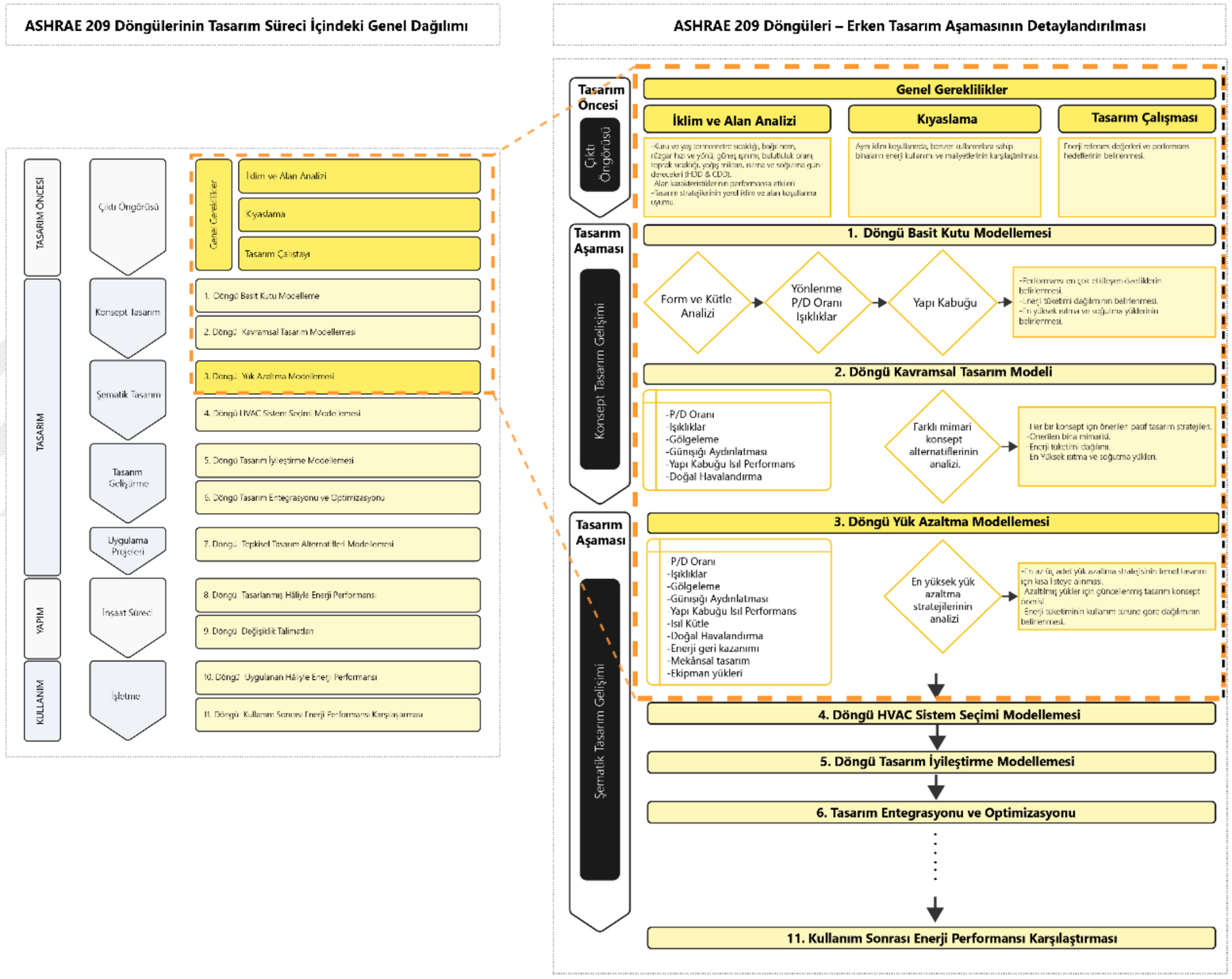
Bu bölümde henüz bina geometrisi, pencere-duvar oranları ve yönelimi gibi temel özellikler tam olarak netleşmeden önce uygulanan, basitleştirilmiş enerji modelleri üzerinden performans analizleri gerçekleştiren ilk değerlendirme aşamasıdır. Bu aşamada binanın enerji tüketim dağılımının belirlenmesi, enerji performansına etkisi

yüksek olan bina parametrelerinin tanımlanması ve en yüksek ısıtma ve soğutma yüklerine sebebiyet veren etkenlerin tespit edilmesi amaçlanır. Bina geometrisi, pencere-duvar oranı, bina yönelimi ve bina kabuğu özelliklerine yönelik duyarlılık analizleri yapılır. Bu aşamada yapılan işlemlerle konsept tasarım sürecinde bina enerji tüketimine yönelik erken tasarım kararları desteklenmektedir (ANSI/ASHRAE/IES Standard 209, 2024).

Döngü 2: Kavramsal Tasarım Modellemesi

Bu döngü, bina formu ve mimari konsept alternatiflerinin enerji performansı açısından daha kapsamlı olarak incelendiği süreçtir. Bu aşamada önerilen mimari varyasyonlar ve bina form alternatifleri aynı HVAC sistemleri ile modellenir; enerji performansını iyileştirecek stratejiler değerlendirilir ve pasif tasarım stratejileri önerilir. Döngü sonucunda her konsept alternatifinin enerji tüketimi dağılımı ile en yüksek ısıtma ve soğutma yüklerini oluşturan etkenler ortaya konularak, en uygun mimari varyasyonların belirlenmesi sağlanır (ANSI/ASHRAE/IES Standard 209-2018).

ASHRAE 209 Standardı'nın erken tasarım aşamasına yönelik olarak tanımladığı Döngü 1 ve Döngü 2, mimari tasarım sürecinde erken tasarım aşaması ile çakışan bir kapsam ortaya koymaktadır.



Şekil 2.10 : ASHRAE 209 döngülerinin tasarım süreci içindeki genel dağılımı ve erken tasarım aşaması açısından detaylandırılması.

Kaynak: ANSI/ASHRAE/IES Standard 209-2018'den uyarlanmıştır. (ANSI/ASHRAE/IES Standard 209, 2024)

2.5. Binalarda Isısal Konfor İlişkisi

İklimsel konfor, kişinin ısısal ortamdan memnuniyeti ifade eden zihin durumu ve öznel değerlendirme olarak tanımlanmaktadır. Fizyolojik ve psikolojik farklılıklar kişiden kişiye, farklı olmasından dolayı konfor koşulları için gerekli çevre koşulları herkes için aynı değildir. İnsan sağlığı açısından sürekliliğin sağlanması için iklimsel konfor şartlarının mekan içerisinde gerçekleşmesi gerekmektedir. Bu bağlamda, ısıl çevrenin performans üzerindeki etkisini belirlemek için yapılan saha ve laboratuvar çalışmalarının sonuçları, sıcak veya soğuk konfor rahatsızlığının bir kişinin performansını düşürme eğiliminde olduğunu göstermektedir. Binalarda iklimsel konfor tasarımı sonucunda bina sakinlerinin ihtiyaç ve beklentilerine göre belirli bir yerin ilgili iklim koşullarına uyarlamak ve aynı zamanda enerji kullanımını optimize etmek esastır.

Isısal konfor açısından model ortaya koyan Fanger; ısıl çevreyle birey arasında gerçekleşen bu doyumun içinde; çevre veya hava sıcaklığı (Ta), ortalama radyant sıcaklığı (MRT), su buharı basıncı (pv) ya da bağıl nem oranı (RH), bağıl rüzgar hızı (V) ve kişisel parametreler, giyim kuşam veya ısı direnci (lcl yada Clo) ve hareketlilik veya metabolik hız (m) gibi birçok parametrenin yer aldığı insan vücudunun ısı dengesine dayalı olduğunu ifade eder (Yaşa, 2010).

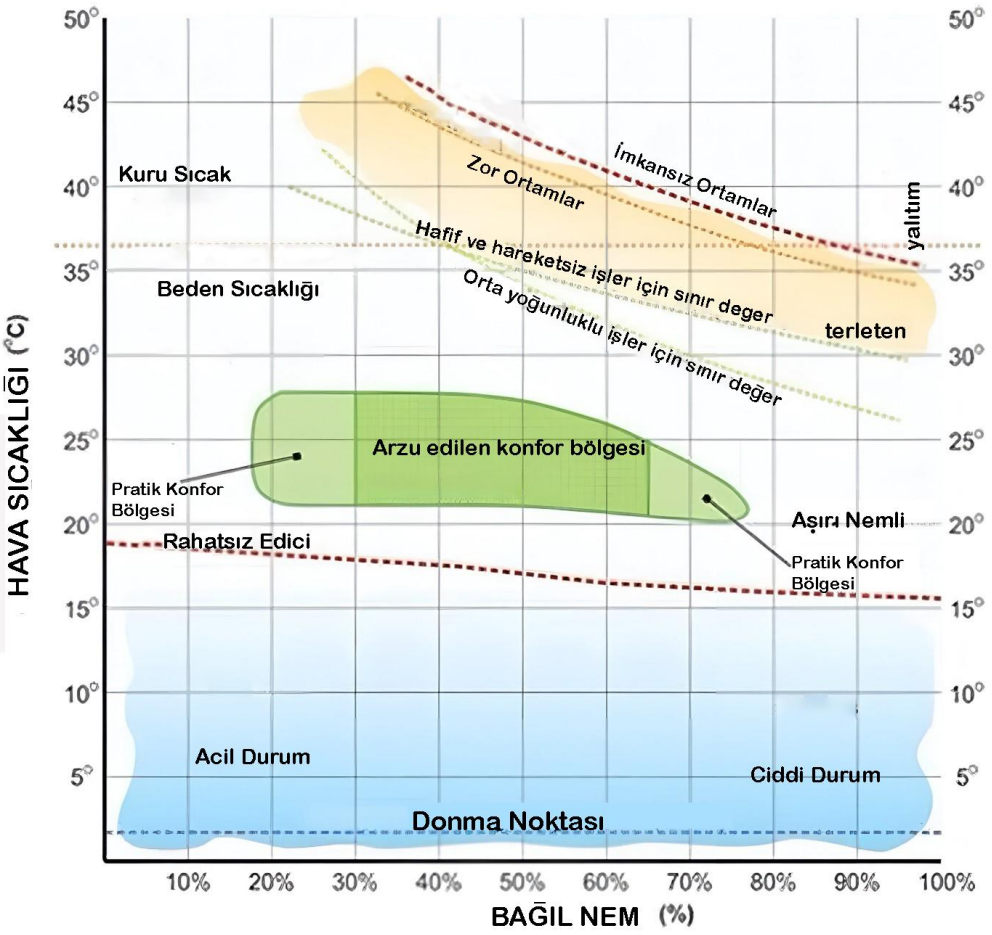
Mekan içerisinde oluşturulan iklimsel konfor koşullarının; insan sağlığı açısından fizyolojik tepkilerin en uygun değerde olmasına olanak sağlayan, insanın duygusal olarak mekan içerisinde iklimsel çevreden hoşnut olduğu mekanda yaptığı eylemlere verimli olarak gerçekleştirmesine olanak tanıyan koşullardan oluşması beklenmektedir (Berköz, 1995).

Binalardan beklenilen temel işlevlerden biri de iklimsel konforu sağlayabilen bir iç ortama sahip olmasıdır. Konforlu bir iç ortamın yaratılması ise; konfor koşulları, bina özellikleri ve dış iklimsel faktörler arasındaki ilişkilerin bütüncül bir yaklaşımla değerlendirilerek düzenlenmesiyle mümkündür (Oruç, 2015). Mekan içerisinde en uygun koşulları sağlamadaki amaç, mümkün olduğunca çok sayıdaki kişiyi tatmin eden çevresel koşulların sağlanması olmalıdır. Kullanıcıların %80 veya daha fazlasının çevrelerini iklimsel konfor açısından kabul edilebilir olarak

değerlendirdikleri konfor koşulları, uygun iklimsel konfor koşulları olarak tanımlanabilir.

İklimsel konfor, hava sıcaklığı, hava nemliliği, hava hareketleri gibi çevresel iklim elemanları bileşenlerinden oluşur. İklimsel konfor, insanın belirli sıcaklık, yüzey sıcaklığı, nem ve hava hareketi koşulları altında rahatsızlık hissetmediği bir durumu ifade eder. İnsanın bu çevresel bileşenlerin belirli aralıklarda olduğu durumlarda, minimum enerji harcayarak çevresine uyum sağlaması, iklimsel konforun gerçekleştiği anlamına gelir. Kullanıcının özelliklerine ve yaptığı aktivitelerin türüne bağlı olarak, hangi çevresel koşullarda konforlu hissedileceği, deneysel çalışmalarla belirlenmiş ve bu verilere dayalı olarak konfor koşullarını analiz eden yöntemler geliştirilmiştir (Olgyay, V., 1963). Bu bağlamda, Olgyay'ın geliştirdiği "Biyoklimatik Grafik", iklimle uyumlu tasarım çalışmalarına önemli bir temel oluşturmuştur. Bu biyoklimatik grafik, kişisel değişkenlere göre belirlenen iklimsel değişkenlerin birleşimiyle insanın hangi koşullarda konforlu hissedeceğini gösterir. Şekil 2.11'de, hafif düzeyde aktivite yapan (1.3 MET) ve ortalama 0.8 clo ısı direncine sahip giysiler giyen yetişkinler için hazırlanmış bir biyoklimatik grafik yer almaktadır. Grafikte X ekseni bağıl nemi, Y ekseni ise kuru termometre sıcaklıklarını göstermektedir. Grafik, gölge çizgisiyle iki temel gereksinim bölgesine ayrılır: Gölge çizgisinin altında yer alan "En Az Sıcak Devre" (EASD), düşük sıcaklıklarda güneş ışınımı ile pasif, aktif veya yapay ısıtma ihtiyacının belirlendiği bölgedir. Gölge çizgisinin üstünde yer alan "En Sıcak Devre" (ESD) ise, daha sıcak koşullarda temel gereksinim olan gölgenin yeterli olduğu bölgedir.

Konfor bölgesi, durgun hava koşullarında yalnızca gölge ihtiyacının olduğu bölgeyi temsil eder. Bu bölgenin üzerinde, iklimsel konforun sağlanması için gölgeye ek olarak belirli düzeyde hava hareketi ve nemlendirme gerekebilir. EASD ve ESD süreleri, bölgesel iklim koşullarına bağlı olarak farklılık gösterir. İklimsel konforun sağlanması için EASD'de güneş ışığından olabildiğince faydalanmak, ESD'de ise güneş etkilerini minimuma indirmek önemlidir (Berköz E., 1973; Kocaaslan G., 1991).



Şekil 2.11: Olgyay'ın geliştirdiği biyoklimatik grafik.

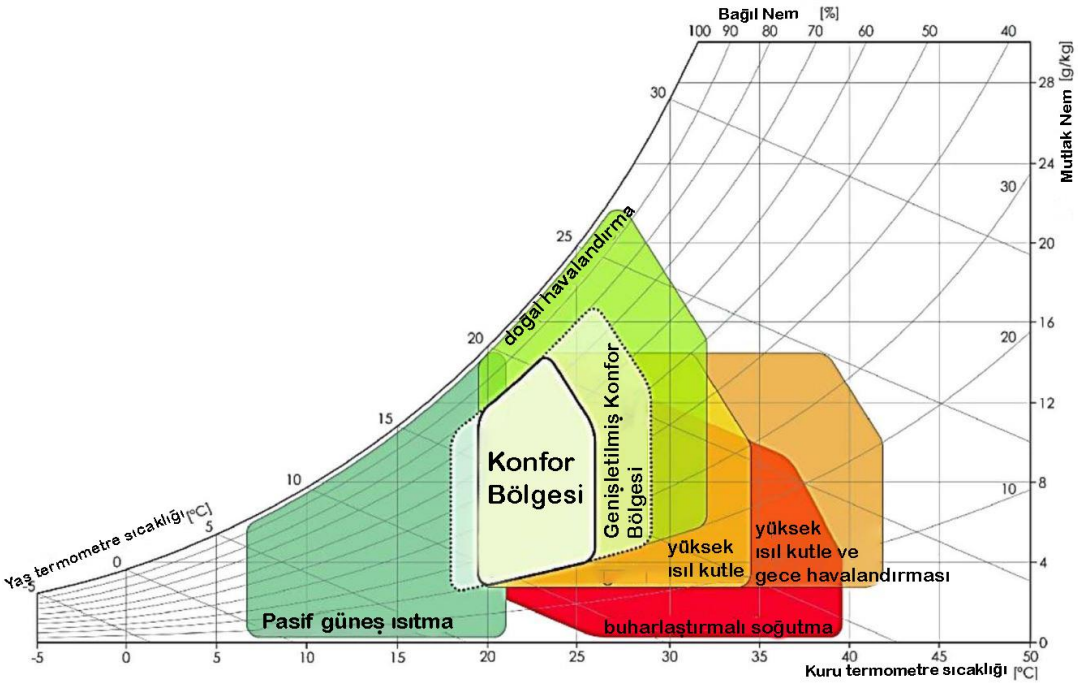
Kaynak: Renan Hatakeyama Pontes, Adapting the Olgyay bioclimatic chart to assess local thermal comfort levels in urban regions, 2022.

ASHRAE standardı, kullanıcıların %80 ve daha fazlasının içinde bulunulan çevrelerinin ısıl olarak kabul edilebilir buldukları koşulları iklimsel-ısısal konfor bakımından konforlu olarak tanımlamaktadır. Bu standart, belirli eylem türlerini ve çeşitli giysi tiplerini dikkate alarak kullanıcının mekan içerisinde konforlu olacağı hava sıcaklığı, ısıl ışınım, bağıl nemlilik ve hava hareketi hızı değerlerini vermektedir.

Kullanıcıların pencereleri açıp kapatabildiği doğal havalandırmalı alanlarda, ısıl tepkileri kısmen dış iklime bağlı olacaktır ve merkezi HVAC sistemli binalara göre daha geniş bir konfor aralığına sahip olabilir. Bu model, bina sakinlerinin giysilerini ısıl koşullara göre uyarladıklarını ve hareketsiz olduklarını varsaymaktadır (1,0 ila 1,3 met). Mekanik Soğutma Sistemi olmamalıdır, ancak Mekanik Isıtma Sistemi çalışıyorsa bu yöntem uygulanmaz

Fanger hava sıcaklığı, radyasyon sıcaklığı, bağıl nem, rüzgar hızı, giysi ısıl direnci ve aktivite olmak üzere altı parametre üzerinden ısıl konfora ilişkin matematiksel bir model oluşturmuştur. Fanger önerdiği modelde sadece çevresel faktörleri değil, aynı zamanda insan fizyolojik parametreleri de içeren faktörleri dikkate almıştır. Fanger'İn oluşturduğu ilk ısıl konfor modeli, insan ısıl duyularına dayanan PMV modelidir (Predict Mean Votes). Fanger'in PMV modeli, insan vücudunun ısıl düzenleme teorisi ile birleştirmiş ve insan vücudunun belirli ısı ve nem koşulları altında binada konfora ulaştığını ifade etmiştir. PMV modeli, deri sıcaklığı, terleme oranı ve insan aktivite yoğunluğu arasında doğrusal bir ilişki olduğunda, insan vücudunun ısıl nötr duruma yakın olduğu deneylere dayanarak geliştirilmiştir (Fenger, 1970)

Fanger'ın PMV ve PPD modeline dayalı ısısal konfor değerlendirmesinin ardından, psikrometrik diyagram bu teorik çerçevenin pratik bir yansıması olarak kullanılmaktadır. Diyagram, sıcaklık ve bağıl nem ekseninde konfor bölgesini grafiksel olarak sunarken, pasif stratejilerle bu konfor alanının nasıl genişletilebileceğini ortaya koymaktadır. Psikometrik diyagram, Fanger'in matematiksel olarak tanımladığı konfor koşullarını, tasarım kararlarına yön veren somut uygulama senaryolarıyla desteklemektedir (Şekil 2.12).



Şekil 2.12: Fanger Konfor Modeline göre oluşturulmuş psikometrik grafiği.

Kaynak: Mitja Košir, Climate Adaptability of Buildings, 2019.

Binalarda enerji verimliliği yaklaşımı; insan konforu için gerekli olan fiziki ortamın, binanın bulunduğu iklimle ve iklimi oluşturan çevresel etkenlerle uyumlu olmasını sağlamaktır. Bina tasarımında binanın fonksiyonunun, iklimsel etkenlerin ve binanın bulunduğu yerdeki etkenlerle beraber, yaşamsal fonksiyonun yerine gelmesi için gerekli olan konfor şartlarını sağlayarak minimum enerji tüketimi ile oluşturmaktır (Košir, 2019).

2.6. Erken Tasarım Aşamasında Isısal Konfor Bakımından Bina Enerji Performansını Etkileyen Faktörler

Mimarlık, binaların belirlenen koşullar doğrultusunda düşünülerek organize edilmesi ve bunun sonucunda tasarlanmasının yanı sıra, binaların mekânlarda gerçekleştirilen eylemler süresince kullanıcılar için uygun konfor koşullarının sağlanmasını da gerektirmektedir. Dünya genelinde enerji harcamalarının önemli bir bölümü, binalarda ısıl konforun sağlanmasına yönelik ısıtma ve soğutma enerji giderlerinden oluşmaktadır. Enerji tüketiminin büyük bir kısmı ise, bina içerisinde bulunan kullanıcıların ısıl konforunu temin etmek amacıyla ısıtma, soğutma ve havalandırma sistemlerine yönelik harcamalardan meydana gelmektedir. Bu durum, ısıl konforun erken tasarım aşamasında bina enerji tüketimi üzerindeki etkisini anlamayı ve bu etkilerin erken tasarım aşamasında dikkate alınmasını gerekli kılmaktadır. Isıl konfor, kullanıcıların yaşam kalitesini doğrudan etkileyen ve enerji tüketiminin büyük bir bölümünü şekillendiren bir kavram olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu bağlamda, ısıl konforun ne anlama geldiğini ve bu konforu etkileyen faktörleri anlamak, enerji verimliliği açısından son derece önemlidir.

Binalarda iklimsel konfor sağlama ve bu konfor durumunu enerji verimli şekilde sağlama yaklaşımı bina erken tasarım aşamasından itibaren uygulanması gereken bir yaklaşım olarak karşımıza çıkmaktadır. Bina içerisinde yaşayan kullanıcı konforu için gerekli olan fiziki ortamın, binanın bulunduğu iklimle ve iklimi oluşturan çevresel etkenlerle uyumlu olmasını sağlanmalıdır. Bina tasarlanırken binanın fonksiyonunun, iklimsel etkenlerin ve binanın bulunduğu yerdeki yapma çevre etkenleri ile beraber , yaşamsal fonksiyon için gerekli olan konfor şartlarından taviz vermeden minimum enerji tüketimi ile sağlamaktır (Manioğlu, 2012). Binalarda erken tasarım aşamasında ısıl konfor ve enerji verimliliğine etki eden tasarıma yönelik parametreler; iklime

ilişkin parametreler, binaya ilişkin parametreler ve kullanıcı ile ilişkili parametreler olmak üzere 3 ana başlığa ayrılabilir.

- İklimsel Parametreler
- Bina ile İlişkili Parametreler
- Kullanıcı ile ilişkili Parametreler

2.6.1. Binalarda Isısal Konfor ve Enerji Performansını Etkileyen İklimsel Faktörler

Binaların iklimle uyumlu ve konforlu şekilde tasarlanabilmesi için, güneş ışınımı, dış hava sıcaklığı, nem ve rüzgar gibi fiziksel çevre koşullarına ilişkin verilerin tasarım sürecinde dikkate alınması ve bu doğrultuda uygun önlemlerin geliştirilmesi gerekmektedir.

2.6.1.1. Güneş Işınımı

Güneş, doğal aydınlatma ve ısıtma bakımından yeryüzü için en önemli enerji kaynaklarından biridir. Güneşten yayılan ışınımlar, elektromanyetik dalgalar olarak 0.28–3 mikron aralığında farklı dalga boylarına sahiptir. Bu ışınımlar arasında 0.40–0.76 mikron aralığı görülebilir ışık, 0.76 mikronun üzerindekiler morötesi (UV), 0.40 mikronun altındakiler ise kızılötesi (IR) ışınlardır. Atmosfer bu ışınımların bir kısmını filtreleyerek, özellikle kısa dalga boylu morötesi ışınları ozon tabakasında, kızılötesi ışınları ise su buharı ve karbondioksit tarafından absorbe eder (Givoni, 1976).

Güneş ışınımı doğrudan, yaygın ve yansıyan olmak üzere üç biçimde yeryüzüne ulaşır. Doğrudan ışınım, güneşten herhangi bir sapma olmadan binaların yüzeyine doğrudan etki eden ışınımdır (Szokolay, 2012).Yaygın ışınım, atmosferdeki parçacıklarla etkileşime girerek dağılır ve özellikle bulutlu günlerde artış gösterir (Givoni, 1976).Yansıyan ışınım ise çevredeki yüzeylerden yansıyarak yapı yüzeyine ulaşır (Olgyay, 1963).

Güneş ışınımı, binaların ısıl konforuna iki ana yoldan etki eder. Opak yüzeyler aracılığıyla güneş enerjisi dış cepheye çarptığında yüzey tarafından emilir ve iletim yoluyla iç mekana aktarılır. Binalarda bu durum kış döneminde ısıtma yükünü azaltırken, yaz döneminde ise soğutma ihtiyacını artırmaktadır. Saydam yüzeylerde ise ışınımın bir kısmı içeri geçerken, içeride ısınan yüzeylerden yayılan uzun dalga boylu IR ışınları geri çıkamaz ve bu da sera etkisi yaratır (Şerefhanoğlu, 1981).Bu yönüyle

güneş ışınımı, mimari tasarım ve enerji verimliliği açısından kritik bir rol oynamaktadır.

2.6.1.2. Rüzgar

Hâkim rüzgar yönü ve şiddeti, bina tasarımında ve yerleşim ölçeğinde dikkate alınması gereken önemli bir iklimsel konfor parametresidir. Rüzgar, atmosferdeki basınç ve sıcaklık farklarına bağlı olarak oluşan bir hava hareketidir ve bu hareketin yönü, basınç bölgelerinin konumuna; şiddeti ise basınç ve sıcaklık farkına bağlıdır (Soysal, 2008).Yerleşim alanlarında yıl boyunca baskın olarak hissedilen yön, hâkim rüzgar yönü olarak tanımlanmaktadır. Hakim rüzgar yönü yerleşim alanının sıcaklık ve nem koşullarını doğrudan etkiler (Yüceer, 2015).

Mimari tasarım sürecinde hâkim rüzgar yönü, yalnızca iç mekân konforunun değil, aynı zamanda enerji performansının da belirleyicilerinden biridir. Özellikle sıcak iklim bölgelerinde, yaz aylarında gece saatlerinde etkili olan rüzgar devinimleri, doğal havalandırma ile birlikte bina üzerinde serinletici bir etki yaratır. Bu durum, binanın soğutma enerji yükünü azaltarak enerji verimliliğine katkı sağlar (Soysal, 2008).

Rüzgarın binalar üzerindeki fiziksel etkileri doğru biçimde anlaşılmalı, özellikle binaya çarpan rüzgarın ön cephede oluşturduğu basınç bölgesi ve arka cephede yarattığı emme bölgesi gibi akış davranışları tasarım kararlarında dikkate alınmalıdır. Binanın arka yüzeyinde oluşan türbülanslı hava hareketleri, burgaçlar oluşturarak rüzgar gölgeleri meydana getirir ve bu durum hava akışının yönünü ve etkisini değiştirir (Özdemir, 2005). Bu bağlamda, rüzgar yönü ve şiddeti, bina formu, açıklık yerleşimi ve bina yerleşimi gibi kararları doğrudan etkileyen stratejik bir tasarım girdisi olarak değerlendirilmelidir.

2.6.1.3. Dış Hava Sıcaklığı ve Dış Hava Nemliliği

Dış hava sıcaklığı, güneş ışınımının geliş açısı, gün-gece süre farkı, bulutluluk oranı ve yerleşim alanının topografik özellikleri gibi çeşitli etmenlere bağlı olarak değişir. Kış aylarında güneş ışınının geliş açısının azalması ve uzun geceler nedeniyle atmosferdeki ısının daha çabuk kaybedilmesi, sıcaklık düşüşüne neden olur (Givoni, 1976; Olgyay, 1963)Bu değişkenlik, bina kabuğunun form ve malzeme seçiminde dikkate alınması gereken önemli bir iklimsel tasarım parametresidir.

Dış hava nemliliği ise atmosferdeki su buharı miktarını ifade eder ve buharlaşma ile çevredeki su kaynaklarından oluşur. Taşınan bu nem, sıcaklıkla birlikte binanın iç mekan konforunu ve enerji verimliliğini etkiler. Sıcak ve kuru iklimlerde terleme yoluyla fizyolojik serinleme mümkünken, sıcak ve nemli iklimlerde yüksek nem oranı bu serinlemeyi zorlaştırır ve ısıl konforsuzluk yaratır. Bu nedenle farklı iklim türlerinde nem oranı, bina kabuğunun tasarımını ve kullanılacak malzemeyi doğrudan etkiler (Oruç, 2015; Zorer, 1995)

2.6.2. Binalarda Isısal Konfor ve Enerji Performansını Etkileyen Kullanıcı ile İlişkili Faktörler

Kullanıcıya bağlı olarak ısıl konforu etkileyen nesnel etmenler, kullanıcının mekan içerisindeki aktivite düzeyi ile giyinme biçimi olarak iki temel başlıkta ele alınmaktadır. Aktivite düzeyi, vücudun birim yüzeyinde birim zamanda metabolizma yoluyla ürettiği enerji miktarını ifade etmekte olup, "MET" birimiyle tanımlanmaktadır. 1 MET, yaklaşık 50.8 W enerjiye karşılık gelmektedir. İnsan vücudu, gerçekleştirdiği eylemin yoğunluğuna bağlı olarak farklı düzeylerde ısı üretmekte, bu da ısıl konfor algısını doğrudan etkilemektedir (ASHRAE, 2020)

Giysi türü ise, insanın çevresiyle ısı alışverişini doğrudan etkileyen bir diğer önemli parametredir. Giysilerin yalıtım kapasitesi "clo" birimiyle ifade edilmekte olup, bu değer ısıtma ve soğutma gereksinimlerini dolaylı yoldan etkilemektedir (Z. Yılmaz, 1988). Farklı giysi kombinasyonlarının clo değerleri, kullanıcıların ısıl konfor düzeyine ulaşma sürecinde belirleyici olmaktadır.

Bunların yanı sıra, kullanıcının kişisel fizyolojik ve biyolojik özellikleri de konfor algısını değiştirmektedir. Kullanıcının iklime alışma durumu, yaşı, cinsiyeti, vücut tipi, deri altı yağ seviyesi, sağlık durumu ve tükettiği yiyecek-içecek alışkanlıkları ısıl konfor üzerindeki öznel parametreleri oluşturmaktadır(CIBSE, 2010; Şerefhanoğlu, 1981). Yaşlı bireylerin bazal metabolizması genç bireylere göre daha düşük olduğundan, daha düşük iç ısı üretimi ile konfor koşulları farklılık göstermektedir. Benzer şekilde, kadınların bazal metabolizma düzeyi erkeklere kıyasla daha düşük olmakla birlikte, yapılan deneysel çalışmalarda cinsiyetler arası konfor sıcaklığı farklılıklarının kayda değer olmadığı görülmüştür. Ayrıca, vücut-hacim oranı düşük olan bireyler (zayıf bireyler) daha fazla ısı kaybına maruz kalmakta ve daha yüksek sıcaklık değerlerinde konfor hissetmektedir. Aksine, kilolu bireylerde deri altı yağı

yalıtkan görevi gördüğünden, serin hava ihtiyacı ortaya çıkmaktadır. Tüm bunlara ek olarak, yiyecek ve içecek tüketimi metabolizma hızını etkilediği için dolaylı olarak konfor düzeyine de etki etmektedir.

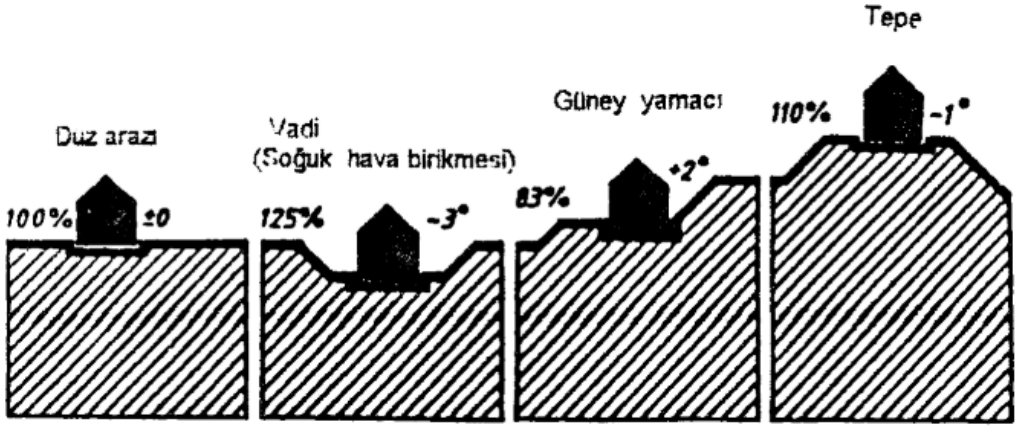
2.6.3. Binalarda Isısal Konfor ve Enerji Performansını Etkileyen Bina ile İlişkili Parametreler

Binaların iklimsel konfor koşullarına uygun ve enerji etkin bir biçimde tasarlanabilmesi için, erken tasarım aşamasında bina ile ilişkili alınan kararlar büyük önem taşımaktadır. Binanın çevresiyle kurduğu ilişki, biçimsel düzenlemeleri ve iç mekân kurgusu, hem ısıtma-soğutma yüklerini hem de kullanıcı konforunu doğrudan etkilemektedir. Bu bağlamda, binanın araziye yerleşimi, bina aralıkları ve yükseklikleri, yönlenmesi ve geometrik formu, iç mekânların işlevsel organizasyonu ve bina kabuğunun optik ve termofiziksel özellikleri parametreleri enerji tüketimi üzerinde önemli bir etkiye sahiptir.

2.2.3.1. Binanın Topografya Üzerindeki Konumu

Topografik düzene bağlı olarak iklimsel etmenlerin etkinlik dereceleri farklılık göstermektedir. Güneş ışınımı ele alındığında, deniz düzeyinden yükseldikçe atmosfer koşulları, atmosferde katedilen yolun uzunluğu ve atmosferin temizliği nedeniyle ışınım şiddetinde artış meydana gelmektedir. Rüzgâr etkisi açısından bakıldığında ise, deniz düzeyinden yükseldikçe rüzgâr şiddetinde bir artış gözlemlenmekte ve yüzeylerdeki farklı ters ışınım şiddeti nedeniyle hava akımları ile dağ ve vadi rüzgârları oluşmaktadır. Vadilerde, gece saatlerinde yüksekliğe bağlı olarak meydana gelen hava sıcaklığı değişimleri Şekil 2.13'te gösterilmektedir (Taştemir, 2020).

Binaların, güneş ışınımından ve rüzgâr etkilerinden yeterli düzeyde faydalanabilmesi için topografik düzen içerisinde uygun eğime ve yöne sahip arazi parçalarının seçilmesi gerekmektedir. Binaların konumlandırılacağı yerin topografik özellikleri, binaların ısıtma ve soğutma enerji gereksinimlerini önemli ölçüde etkilemektedir. Rüzgâr şiddetinin deniz seviyesinden yükseldikçe artması, binaların ısı kaybını arttırmakta ve dolayısıyla ısıtma enerji gereksinimini yükseltmektedir. Arazi yeri olarak tepe üzerinde seçilen bir binanın ısıtma enerji gideri, deniz düzeyindeki bir binaya kıyasla yaklaşık %100 oranında artabilmekte; buna karşılık rüzgârdan korunmuş bir vadi içerisine yerleştirildiğinde ise ısıtma enerjisi gideri yaklaşık %50 oranında azaltılabilmektedir (Dörter, 1994).



Şekil 2.13: Binanın konumuna göre ısı kayıpları ve sıcaklık farkları.

Kaynak: (Dörter, 1994)

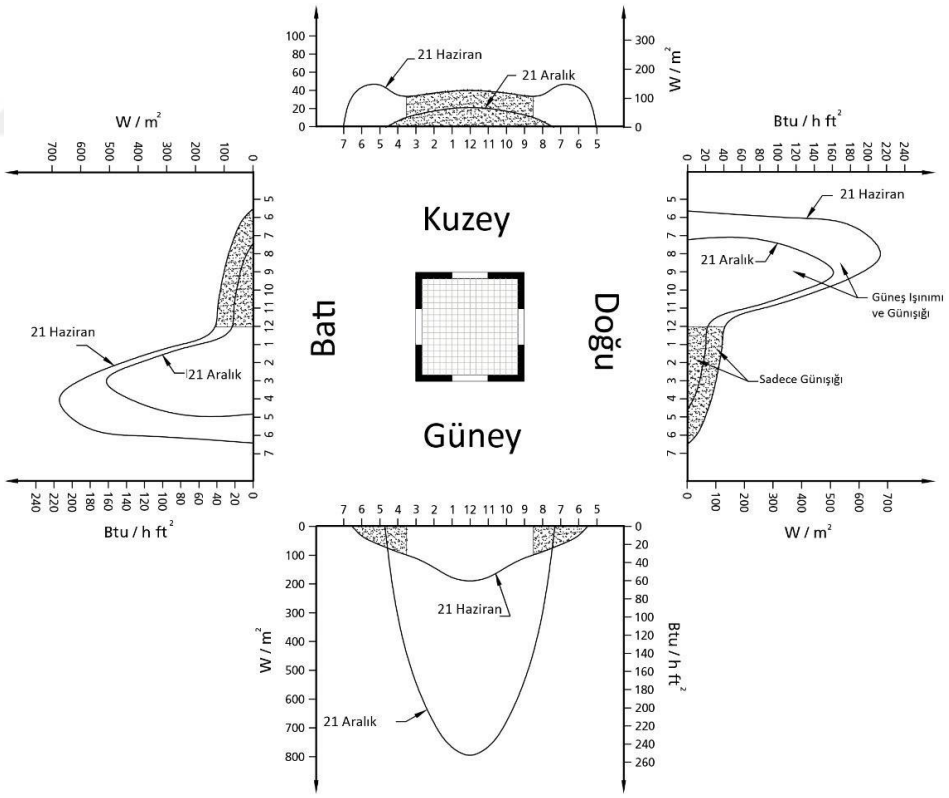
2.2.3.2. Bina Aralıkları ve Yükseklikleri

Binaların birbirleriyle olan mesafeleri, göreli yükseklikleri ve konumları, dış iklim elemanlarından olan güneş ışınımı ve rüzgâr açısından birbirleri için birer engel teşkil etmelerine neden olabilmektedir. Güneş ışınımı bir engele çarptığında, gün boyunca güneşin geliş açısına bağlı olarak bu engelin oluşturduğu gölgeli alanın boyutlarında değişimler meydana gelmektedir.

Güneş ışınımından korunma veya yararlanma durumu, bir binanın diğer binalara ve çevresel engellere göre konumu üzerinde belirleyici bir etkendir. Eğer güneş ışınımının zararlı etkilerinden korunmak amaçlanıyorsa, binaların birbirlerine gölge sağlayacak şekilde konumlandırılması gerekmektedir. Buna karşılık, güneş ışınımından maksimum düzeyde yararlanılması isteniyorsa, binalar ile komşu binalar veya diğer engeller arasındaki mesafenin, en uzun gölge boyuna eşit ya da daha büyük olması sağlanmalıdır. Gölgeli alanlarda, doğrudan güneş ışınımından elde edilen ısı kazancı düşük olacağından, binanın bu bölgeleri yalnızca yaygın (dağınık) güneş ışınımından etkilenmekte; dolayısıyla, iç hava sıcaklıkları, cepheleri doğrudan güneş alan bir binadakine kıyasla daha düşük hissedilmektedir (Manioğlu, 2002; Taştemir, 2020).

2.6.3.3. Bina Yönlenmesi

Bina yönlenmesi, binanın bulunduğu iklime bağlı olarak rüzgar ve güneş ışınımı etkenlerinin farklı bina yönlenmelerinde bina iç mekan konforuna olan etkilerinin farklı olacağından dolayı binanın iç mekan konforunun sağlanmasında önemli bir tasarım faktörüdür. Binanın yönlenmesi, güneşten gelen ışınımın açısı ve yoğunluğunun farklı olması, rüzgar şiddetinin yöne göre değişiklik göstermesine sebep olacağından dolayı enerji tüketimini etkilemektedir. Bina yönlenmesinde, binanın bulunduğu iklimsel özelliklerin durumuna göre yönlenme durumları farklı olmaktadır. Sıcak iklim bölgelerinde soğutma döneminde binanın güneş ışınımından korunması, soğuk iklim bölgelerinde ise ısıtma döneminde güneş ışınımından yararlanılması gerekmektedir. Bu bağlamda binaya ulaşan güneş ışınımı miktarı yönlere ve mevsimlere göre değişiklik göstermektedir. Şekil 2.14'te gösterilen grafiklerde 32° enlemindeki bir yerde mevsimlere göre cephelere ulaşan güneş ışınımı miktarları verilmiştir. (Taştemir, 2020)



Şekil 2.14: 32° Enleminde bulunan bir binanın mevsimlere göre cephelerinin almış olduğu güneş ışınımı durumları.

Kaynak. Norbert Lechner, Heating, Cooling, Lighting, 2015.

2.2.3.4. Mekan Organizasyonu

Mekân organizasyonu, yalnızca iç mekânlar arasındaki ilişkileri tanımlayan bir düzenleme değil, aynı zamanda binanın formunu ve yüzey alanını etkileyen önemli bir tasarım parametresidir. Bu organizasyonun doğru kurgulanması, bina ile dış çevre arasındaki ısı alışverişini doğrudan etkilediğinden, ısıl konforun sağlanmasında ve enerji korunumu açısından verimli bir bina tasarımında belirleyici olmaktadır. Kapalı bir mekândaki iç hava sıcaklığı ve ortalama ışınımsal sıcaklık gibi değişkenler, doğrudan bina kabuğunun yüzey alanı büyüklüğü ve biçimi ile ilişkilidir. Mekânın bina içerisindeki konumu, dışa bakan yüzey sayısını ve bu yüzeylerin toplam alanını belirlemektedir. Dış kabukla teması fazla olan mekânlarda, ısı kazanç ve kayıpları daha yüksek olmakta, bu da söz konusu mekânlarda ısıl konforun sağlanması için daha fazla enerji tüketimine neden olmaktadır (Dörter, 1994). Özellikle binanın köşe noktalarında yer alan mekânlar, iki dış yüzeye maruz kaldıkları için, merkezi konumda yer alan mekânlara göre daha fazla enerji gereksinimi duymaktadır.

Mekân organizasyonunda farklı kullanım sürelerine ve işlevlere sahip alanların aynı ısıl konfor koşullarında tutulması, enerji korunumu açısından verimsizlik oluşturmaktadır. Kullanım amaçları benzer olan fonksiyonların birlikte ve doğru şekilde konumlandırılması, bu alanlarda ısıtma, soğutma ve aydınlatma gibi enerji tüketimlerinin azaltılmasına katkı sağlamaktadır (Kısa Ovalı, 2009). Kullanım sıklığı ve kullanıcı yoğunluğu fazla olan oturma odası, salon, yatak odası gibi yaşam alanlarının, daha az kullanılan veya ısıtılmayan mutfak, banyo ve kiler gibi mekânlar tarafından çevrelenmesi, yatay ve düşey düzlemde sıcak ve az sıcak tampon bölgeler oluşturmaktadır. Bu tampon alanlar, bina kabuğundan kaynaklı ısı kayıplarını azaltmakta ve havalandırma sırasında oluşabilecek enerji kayıplarını önemli ölçüde sınırlamaktadır. Tüm bu nedenlerden dolayı, erken tasarım sürecinde mekânların yerleşimlerinin yapılması yalnızca işlevsel değil, enerji performansı açısından da stratejik bir öneme sahiptir.

2.2.3.5. Bina Kabuğu Optik ve Termofiziksel Özellikleri

Bina kabuğunun optik ve termofiziksel özellikleri, binanın dış çevresel faktörlerden kazanılan veya kaybedilen ısı miktarının belirlenmesinde etkin rol oynamaktadır. Bina kabuğu kullanıcıyı, sıcak/soğuk hava, rüzgar vb. dış iklimsel etkenlerden koruyan bir

yapı bileşenidir. Bina kabuğu, dış ortam ile iç ortam arasında bir süzgeç görevi sağlayan bina enerji performansında önemli etkenlerden biridir (Taştemir, 2020).

Bina kabuğunun optik ve termofiziksel özellikleri, dış ortamla olan ısı alışverişinde belirleyici olmaktadır. Özellikle güneş ışınımı ve dış hava sıcaklığı gibi çevresel etkiler karşısında, kabuğun birim alanı üzerinden gerçekleşen ısı kazanç ve kayıpları bu özelliklere bağlı olarak değişmektedir. Bu nedenle, kabuk tasarımında kullanılan malzemelerin ısı iletim katsayısı, ısı kapasitesi, yoğunluğu ve yüzey özellikleri gibi parametreleri, hem iç ortam konforunu hem de mekanik sistemlerin ısıtma ve soğutma yüklerini doğrudan etkilemektedir (Kısa Ovali, 2009).

2.2.3.6. Bina Formu

Erken tasarım aşamasında önemli bir etkiye sahip olan bina formunun tasarımı, yalnızca tasarlanan mekan ve mekan içinde gerçekleşen işlevin düzenlenmesi ile ilgili değil, aynı zamanda yapısal anlamda, binanın performansını da etkilemektedir.

Bina yüzeylerindeki dönemlik ve günlük periyotlarda etki eden çevresel etmenler, bina yüzeylerinin baktığı yöne bağlı olarak değişim göstermektedir. Herhangi bir yaşama alanını örten ve onu dış çevreden ayıran bina kabuğunun formuna bağlı olarak:

Binanın toplam dış yüzey alanı, farklı yönlere bakan ve farklı eğimlerdeki cephe ve çatı yüzeyleri alanları ve cephe ve çatı yüzeyleri alanları arasındaki oranların değişimini gösterir.

Bina formu,

- Biçim faktörü (plandaki bina uzunluğunun bina derinliğine oranı
- Yüzey/ Hacim oranı
- Güneş Yüzey Alanı/Hacim Oranı
- Cephe ve Çatı Eğimi

gibi binaya ilişkin geometrik değişkenler aracılığıyla tanımlanabilir.(Berköz, 1983)

a. Bina Biçim Faktörü

Binaların toplam ısıl kazanç ve kayıpları, binanın dış yüzey alanının büyüklüğüyle doğru orantılıdır. Ancak binayı oluşturan formun, yüzey alanının hacme olan oranı, binadaki ısıl kazanç ve kayıplara doğrudan etki etmektedir. Farklı boyuttaki yüzey

alanlarının, ısı kayıpları üzerinde doğrudan etkisi vardır. Belirli bir hacim için gereken yüzey alanı miktarı ne kadar küçük olursa, binanın ısıtma enerji gereksinimi o kadar az olur. Yüksek yüzey alanlı binalar ise dış etkenlere küçük yüzey alanlı binalara göre daha fazla maruz kalacağından dolayı enerji verimleri daha yüksek olur.

b. A/H Oranı

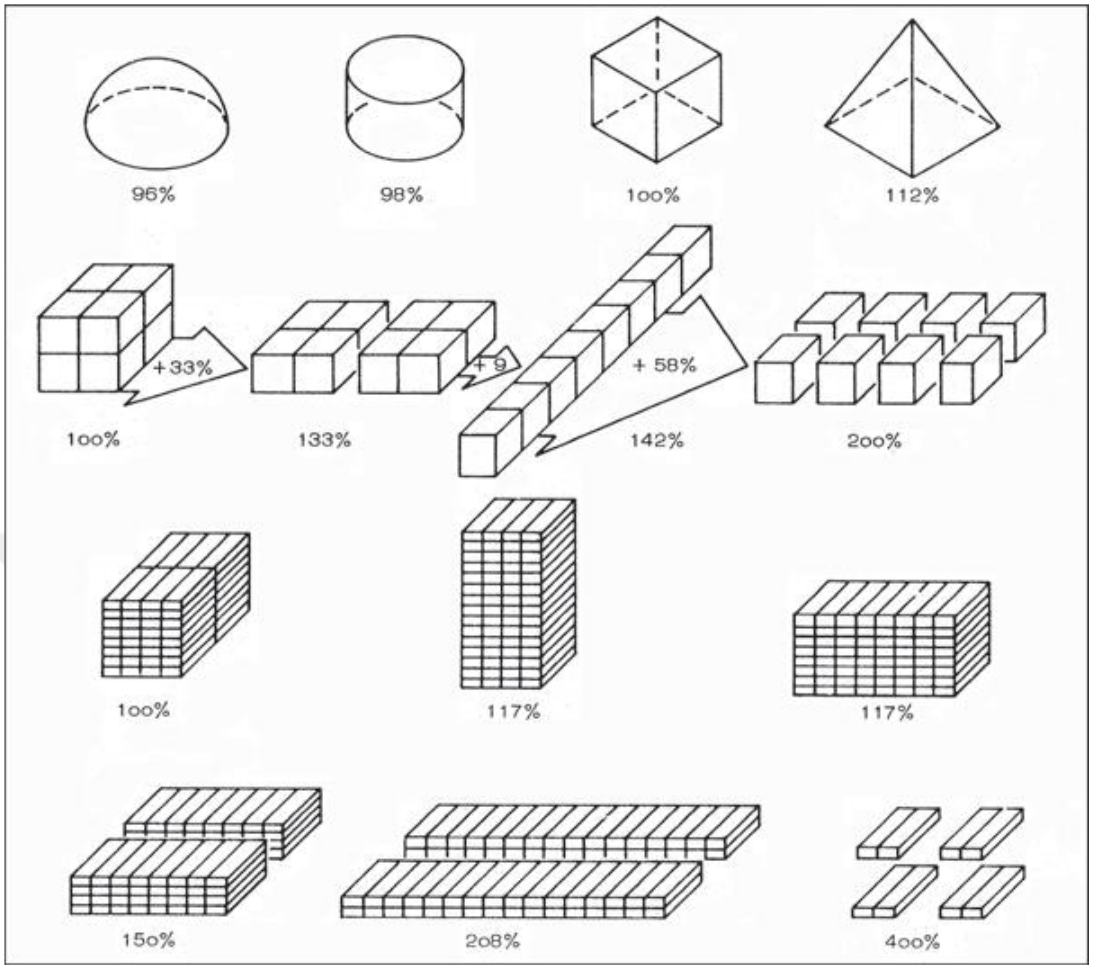
Bir binanın dış çevre ile olan ilişkisini belirleyen bina kabuğunun, yüzey alanı ile barındırdığı iç hacim arasındaki ilişkiyi ölçmek için en yaygın yaklaşımlardan birisi biçim faktörü olarak adlandırılan Yüzey Alanı/Hacim oranıdır (Denklem 2.1).

$$\boldsymbol{AH} = \frac{\boldsymbol{A_{Yüzey\ Bina}}}{\boldsymbol{H_{Bina}}} \qquad (\mathbf{2}.1)$$

Doğa bilimlerinde "Bergmann Kuralı" olarak bilinen bir ilkeye göre, sıcak kanlı (endotermik) hayvanların vücut büyüklüğünün sıcak bölgelerde soğuk bölgelere göre daha soğuk bölgelerde daha büyük olduğu görülür. Bu konu ile ilgili örnek olarak penguen türlerinin vücut boyutları ekvatordan kutuplara doğru büyümesi bu kuralar örnek teşkil etmektedir. Soğuk iklimlerde vücut yüzey alanı daha az olan hayvanlar ısı kaybına daha az maruz kalmaktadır. (Blackburn & Hawkins, 2004)

Bu duruma benzer bir şekilde düşük alan/hacim oranına sahip binalar için, bina kabuğu üzerinden gerçekleşen ısı kayıpları, yüksek alan/hacim oranına sahip olan diğer binalara göre daha az olmaktadır. Bu yüzden A/Horanı, enerji tasarrufu stratejilerinin temel bir parçası olarak değerlendirilmektedir. (Lemke, 2009)

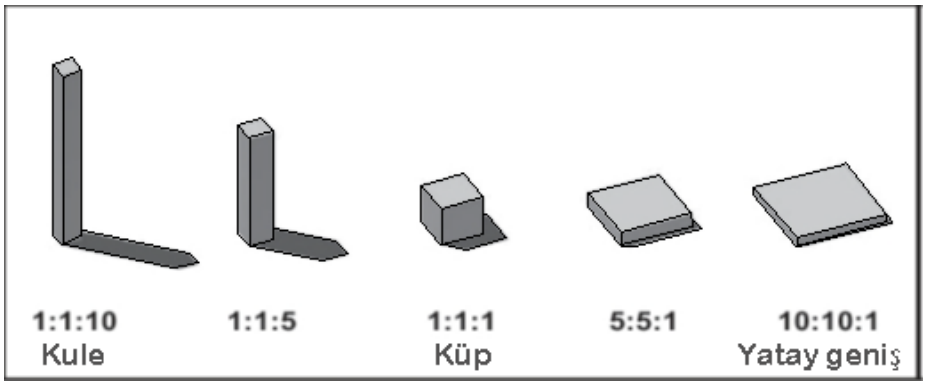
Şekil 2.15'te yüzey alanı/hacim oranının (A/H oranı) geometrik şekil ve düzenlemelerle nasıl değişim oluştuğunu göstermektedir. Formlar içerisinde küre formu, en düşük A/H oranına sahip en kompakt şekilken, şekiller daha köşeli veya daha az kompakt hale geldikçe A/H oranın artmaktadır. Birbiri ile gruplandırılmış küpler kompakt yığınlar ile birlikte yüzey alanını azalırken, şekillerin uzatılması veya parçaların daha geniş bir düzleme ayrık olarak yayılması yüzey alanını arttırmakta ve A/H oranını yükseltmektedir. Bu durum, daha kompakt formların daha az enerji kaybına uğramasını, dağınık veya ayrık düzenler halinde olan formların ise yüzey alanlarının artışından dolayı daha fazla enerji kaybının oluşmasına neden olmaktadır.



Şekil 2.15: Farklı geometrik şekil ve düzenlemelerle yüzey alanı değişimi

Kaynak: Christina Rullán Lemke, ArchitekturForm & SolarEnergie, 2009.

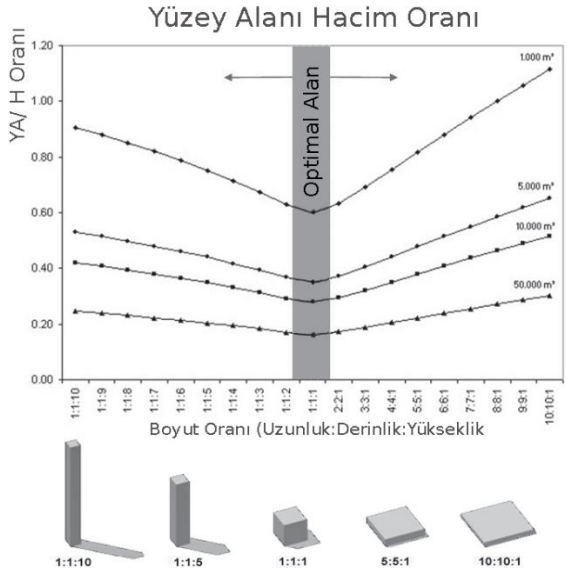
Yüzey/hacim oranında bina yüksekliği kriterinin etkisinin saptanması amacıyla, sabit hacim ve plan şemasına sahip olan form varyasyonları Şekil 2.16'da verilmiştir. Form varyasyonları farklı, uzunluk, derinlik ve yükseklik değerleri ile yüzey özellikleri değiştirilmiştir. Bu yaklaşım, incelenen şekiller içerisindeki her bir formun uzunluk-derinlik-yükseklik oranlarının A/H oranı ile ilişkisini ortaya koymaktadır.



Şekil 2.16: Sabit hacim ve plan formu şemasına, farklı yükseklikliere sahip olan form varyasyonları.

Kaynak: Christina Rullán Lemke, ArchitekturForm & SolarEnergie, 2009

Çalışmada, form dönüşümüyle birlikte hacim sabit kalmasına rağmen, her bir şekil için toplam yüzey alanı farklılık göstermektedir. Bu durum, her bir formun yüzey alanı/hacim oranında (A/H oranı) değişikliklere yol açmaktadır. Şekil 2.17'de bu A/H oranlarında meydana gelen sapmalar grafiksel olarak sunulmuştur. Grafikte, farklı hacimlere sahip şekil serileri için tüm A/H oranları gösterilmiştir. Bu analiz, farklı bina tiplerinin geometrik form ve büyüklüklerine bağlı olarak A/H oranlarının nasıl değiştiğini ve bu değişimin ısıl kayıp ve enerji verimliliği üzerindeki etkisini ortaya koymaktadır.



Şekil 2.17: Farklı hacimler için şekil serilerinin A/H grafiklerine ilişkin grafik

Kaynak: Christina Rullán Lemke, ArchitekturForm & SolarEnergie, 2009

Grafik, bina şeklinin uzun, kompakt ve düz formlarındaki farklı gelişim eğilimlerini ve mutlak bina büyüklüğünün etkisini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Düşük ve avantajlı A/H oranlarının en büyük hacim (50.000 m^3) için elde edildiği görülürken, en küçük hacim (1.000 m^3) en elverişsiz değerlere ulaşmaktadır. Ayrıca, bina şeklinin etkisi küçük hacimlerde daha belirgin olurken, büyük hacimlerde bu etkinin azaldığı görülmektedir. Tüm eğrilerde optimum A/H değerleri küp formuna yakın şekillerde ortaya çıkmıştır.

Victor Olgyay'ın çalışmaları çerçevesinde, bir evin ısıl çevre üzerindeki şekillendirme etkisini incelemek amacıyla çeşitli bölgesel iklimlerde deneyler gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada, belirli bir ev tipi seçilmiş ve dört farklı iklim bölgesinde varsayımsal olarak konumlandırılmıştır. Seçilen ev, yalıtılmış bir çerçeve yapıya sahip olup (U = 0.13 $W/m^2.K$), güney cephesinde %40 oranında cam (tek cam) ve diğer cephelerde %20 cam yüzeyler barındırmaktadır (Olgyay, 1963)

Karşılaştırma amacıyla, ilk olarak 1000 metrekarelik eşit kenarlara sahip bir evin enerji performansı hesaplanmıştır. Bu hesaplamada yalnızca dört yan cepheden kaynaklanan ısı etkileri dikkate alınmıştır, çünkü yatay çatıdan gelen ısı yükü bina formundan bağımsız olarak sabit kalmaktadır. Her saat için ayrı ayrı hesaplanan ısı akışları bir araya getirilmiş ve 24 saatlik bir günlük toplam oluşturulmuştur. Optimum şekil kriterini kullanarak, belirli bir çevrede bir evin en uygun formu tanımlanmıştır. Bununla birlikte, bir planın genel olarak kabul edilebilir oranlara sahip olması gerektiği düşüncesiyle "esneklik" kriteri de eklenmiştir.

Bu kriterler dört farklı bölgeye uygulandığında aşağıdaki sonuçlara ulaşılmıştır:

- Soğuk iklim tipine sahip olan bölge için : Kış etkisinin yaz aylarına göre yaklaşık iki kat fazla olması ve aşırı ısınma döneminin yılın sadece %20'sini kapsaması nedeniyle kış tasarım stratejisi tercih edilmiştir. Şeklin esneklik aralığı 1:1.3'tür Kışın en uygun oran 1:1.1, yazın ise 1:1.4 olarak hesaplanmıştır.

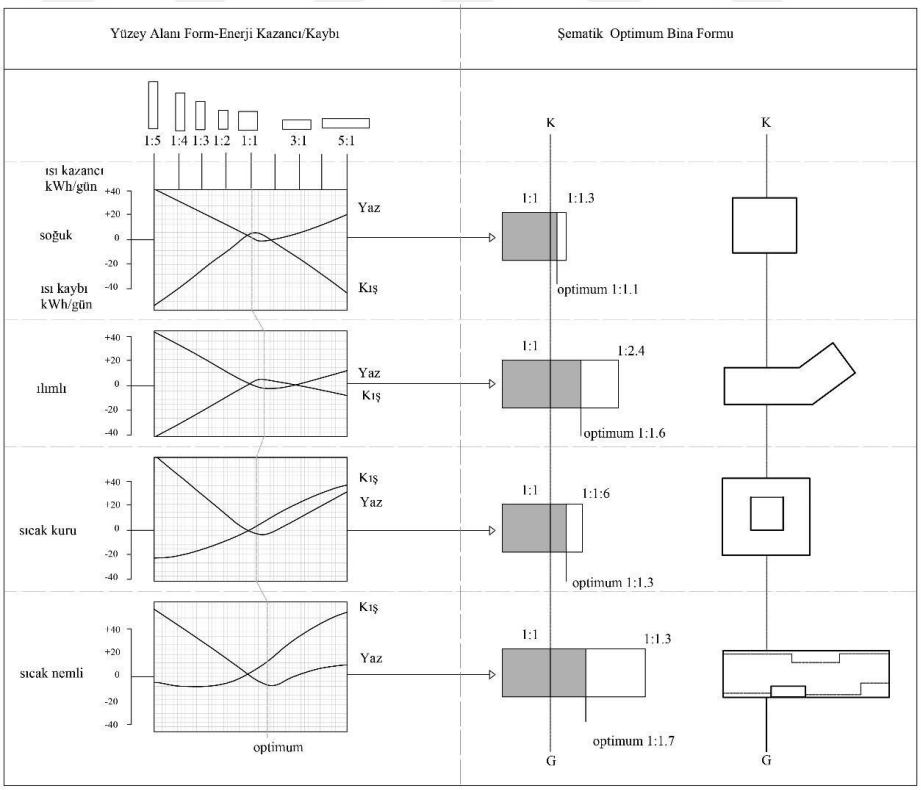
- Ilıman iklim tipi olarak ele alınan bölgede ise : Kış döneminde optimum bina formu oranı 1:1.56, yazın ise 1:1.63 olarak hesaplanmıştır. Kabul edilen gösterge 1:1.6, esneklik payı ise ise 1:2.4 olarak belirlenmiştir.

- Sıcak kuru iklim bölgesi olarak ele alınan bölgede ise yaz dönemi için optimum bina formu oranı 1:1.26 olarak hesaplanmıştır.. Kış döneminde düşük sıcaklık

etkisinden dolayı, bina formunun geniş bir güney cepheye sahip olması gerekmektedir. Yaz döneminde ise bina formunun yüzeylere gölge atması için avlu tipi form önerilmektedir. Yaz etkisinin kış dönemine göre sekiz kat daha fazla olması nedeniyle optimum şekil 1:1.3, esneklik ise 1:1.6 olarak belirlenmiştir.

- Sıcak nemli iklim bölgesi olarak ele alınan bölgede ise yaz dönemi için optimum oran 1:1.7, kış için 1:2.69 olarak hesaplanmıştır. Kış döneminin bina ısıl etkisi yaz dönemine göre düşük olduğu için bina formu etken derecesi daha düşüktür. Kabul edilen optimum şekil 1:1.7, esneklik aralığı ise 1:3'tür.

Hesaplamaların grafiksel ifadesi ise Şekil 2.18'de gösterilmiştir. Sol taraftaki grafikte, farklı bina formlarının aldığı ısı miktarları gösterilmektedir. Hem kış hem de yaz dönemleri için kare evin aldığı ısı miktarları referans olarak sıfır çizgisine yerleştirilmiş ve diğer şekillerin aldığı ısı miktarları buna kıyasla gösterilmiştir. Orta sütunda, kare form ile karşılaştırıldığında optimum ve esneklik temel formları sunulmuştur. Sağ tarafta ise bu temel formların mimari yorumları yer almaktadır.



Şekil 2.18: Farklı iklim bölgelerine göre bina formunun enerji harcamasına göre optimal olarak belirlenmesi.

Kaynak: Victor Olgyay, Design with Climate, 1963.

Bina formunu, bina hacmi ile toplam yüzey alanı arasındaki ilişkiye göre tanımlayan yüzey/hacim oranı göstergesi dışında farklı göstergeler üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Bu göstergeler arasında, Mahdavi ve arkadaşları (1996) tarafından tanıtılan karakteristik uzunluk (lc) (Denlem 2.2) öne şeklin boyutuna bağlı olarak değişen ve fiziksel bir sistemin ölçeğini tanımlamada kullanılan bir parametredir.(Mahdavi vd., 1996)

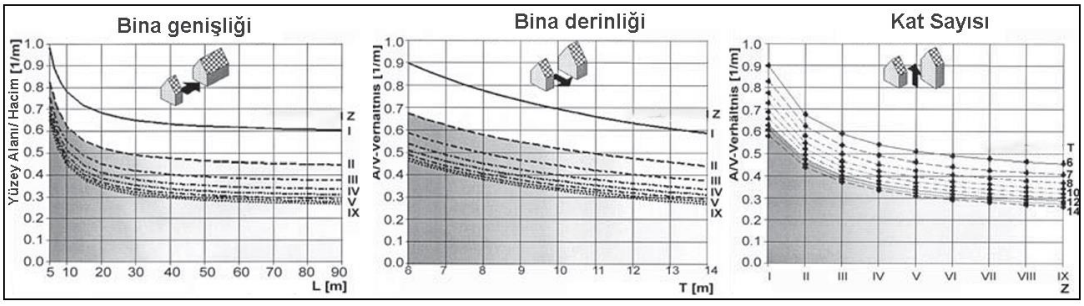
$$\textbf{karakteristik uzunluk (lc)} = \textbf{Hacim}_{\textbf{form}} \times \textbf{Alan}_{\textbf{yüzey}}{}^{-1} \; [\,\mathbf{m^3} \times \mathbf{m^{-2}}] \quad (\mathbf{2}.2)$$

Knowles de A/H oranı üzerine çalışmalar yapmış ve "duyarlılık katsayısı" olarak adlandırılan bir parametre ortaya koymuştur. Araştırmasının temel bulguları şu şekilde özetlenebilir: (Knowles, 1975.)

Bina kabuğu Alanının Hacme Oranı: Kapalı hacme oranla açıkta kalan bina kabuğu alanı ne kadar büyükse, bina çevresel etkilere karşı o kadar hassas hale gelir. Bu tür binalar, kompakt formlara kıyasla enerji kazanımını ve kaybını daha hızlı yaşar.

Kompakt Binalardaki Hava Sirkülasyonu: Düşük duyarlılık katsayısına sahip büyük ve kompakt binalarda çapraz havalandırma ve iç yüklerin dağıtılması olasılığı azalır.

Güneş Enerjisi Kullanımı: Kompakt binalar, kullanılabilir alanlarına kıyasla güneş enerjisi gibi çevresel enerjinin kullanımına yönelik daha az potansiyel yüzey alanına sahiptir. Goretzki Peter çalışmasında A/H oranını, bina uzunluğu, derinliği ve yüksekliği gibi bireysel parametrelere göre analiz etmiş ve aşağıdaki sonuçlara ulaşmıştır (Şekil 2.19) ,(Peter, 1993).



Şekil 2.19: A/H oranının farklı bina parametreleri ile olan ilişkisi.

Kaynak: Peter Goretzki, Passive Sonnenenergienutzung in der Bauleitplanung,1993.

Aynı bina kesitinde, A/H oranı bina uzunluğu arttıkça azalır ve böylece eşik değerlere hızla ulaşılır. 20 ila 50 metre arasında uzunluğa sahip binalar iyi bir kompaktlık seviyesine ulaşmaktadır. Ancak, bina uzunluğu 20 metrenin altına düştüğünde A/H oranı hızla artar; 50 metrenin üzerine çıktığında ise herhangi bir iyileşme görülmemektedir. Sabit bir bina uzunluğu ve yüksekliğinde, A/H oranı artan bina derinliği ile azalmakta ve burada herhangi bir eşik değer bulunmamaktadır. İdeal bina derinlikleri 8 ila 14 metre arasında olmalıdır. 8 metreden daha az derinlikte, pasif güneş enerjisi kazançları artan ısı kayıplarını telafi edemez; 14 metreden daha fazla derinlikte ise doğal aydınlatma ve havalandırma imkansız hale gelir, bu durum enerji gereksinimlerinin artmasına neden olur. Sabit bir bina uzunluğu ve derinliği ile, tam kat sayısının artması A/H oranını düşürmektedir. Özellikle bir, iki ve üç katlı binalardan geçişte kompaktlıkta güçlü bir artış gözlenmektedir. Altı kattan yukarıda ise bu etki yalnızca minimum düzeydedir.

Bina geometrisine ilişkin sabit hacimde yüzey alanı değerlendirme prensibine dayanan ve yüzey alanı ısı geçişi ilişkisini farklı bir perspektif ile tanımlayan bir diğer gösterge ise, Mahdavi ve Gurtekin (2001) tarafından bir şeklin "Göreceli Kompaktlık" (RC) göstergesi türetilmiştir. Bu göstergede, bir formun hacimden yüzey alanına oranını aynı hacme sahip en kompakt formun oranıyla karşılaştırılmasına dayanmaktadır. Ortogonal çokyüzlü formlara sahip binaların değerlendirilebilmesi için , referans form olarak bir küp formu üzerinden gösterge oluşturulmuştur.(Mahdavi & Gurtekin, 2002)

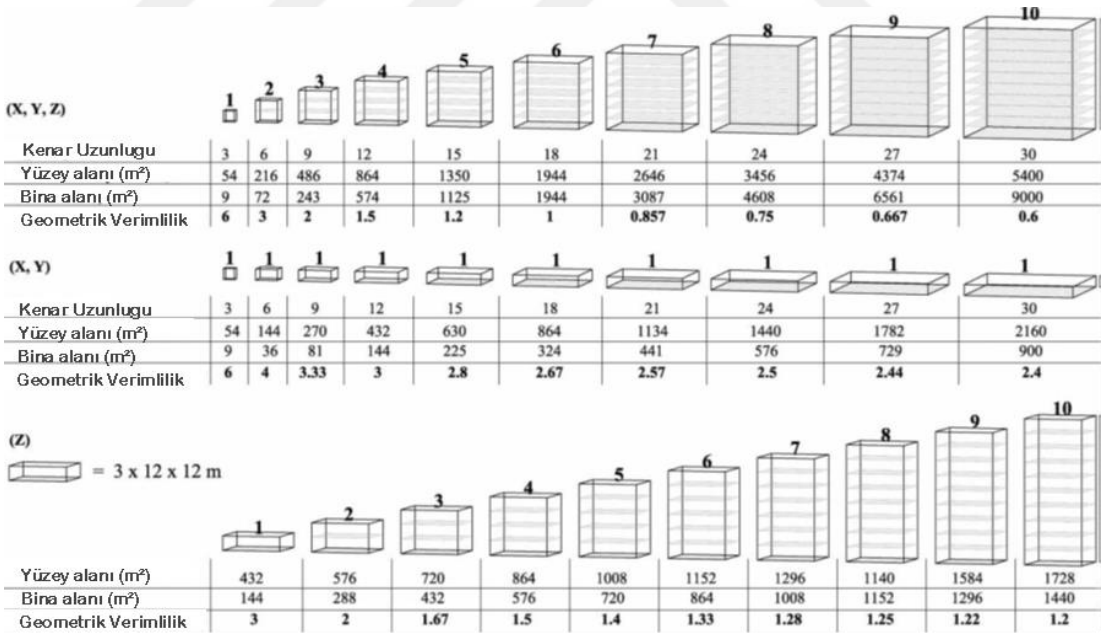
$$\textbf{Göreceli Kompaktlık } (\textbf{RC}) = \frac{\textbf{Yüzey } \frac{\textbf{Alanı}}{\textbf{Hacim}_{\textbf{Bina}}}}{\textbf{Yüzey } \frac{\textbf{Alanı}}{\textbf{Hacim}_{\textbf{Referans bina}}}} \qquad (2.3)$$

Parasonis ve arkadaşları ise yapmış oldukları çalışmada RC faktörünün yerine, kompaktlığın bir binanın kapalı alanı (A) ile kapalı faydalı zemin alanı (ASurface) arasındaki ilişki aracılığıyla A/As oranını ifade eden "GE (geometrik verimlilik)" oranını bulmuşlardır (Denklem 2.4). Çalışma sonunda, küçük ve az katlı hacimli binaların, çok katlı ve büyük binalara oranla ısı kaybının daha yüksek olduğu sonucuna ulaşmışlardır (Şekil 2.20).

$$\textbf{Geometrik Verimlilik} = \frac{\textbf{Alan}_{Bina}}{\textbf{Yüzey Alanı}_{Bina}} \qquad (2.4)$$

Bu noktada göreceli kompaktlık ile benzer olarak aynı hacme sahip minimum yüzey alanına sahip küp şeklindeki referans bina ile ilişkili RGE (Denklem 2.5) oranını önermişlerdir.

$$RGE = \frac{\frac{A_{bina}}{A_{yüzey\ alanı}}}{\frac{A_{Referans\ bina}}{A_{referans\ bina\ yüzey\ alanı}}} \qquad (2.5)$$



Şekil 2.20: Farklı bina geometrilerinin, farklı bina değişkenleri ile geometrik verimlilik oranları.

Kaynak: Josifas Parasonis, The relationship between the shape of a building and its energy performance, 2012.

A/H oranı, kullanımı kolay olması nedeniyle bina tasarımında yaygın olarak kullanılan bir göstergedir. Ancak, aşırı basitleştirilmiş bir yaklaşım olması nedeniyle, A/H oranı bina şekliyle ilgili, kayıpların en aza indirilmesinin ötesinde enerji optimizasyonu açısından tek başına etken olabilecek bir değerlendirme yapılamamaktadır.

A/H oranı, binanın yönelimini optimize etmek için uygun bir araç değildir. Bergmann kuralı ile yapılan analoji, kompakt formların gerekliliğinin kutuplardan ekvatora doğru tersine çevrilebileceğini göstermiş olsa da bu oran saha koşullarını hesaba katmamaktadır. A/H oranı, ısıl kayıpların aşırı düzeylere ulaşmasını önlemek için uygun bir ölçüt olmasına karşın, binanın güneş enerjisi üretimini optimize etmek için yeterli değildir. Ayrıca, bu oranla ısıl kayıpların azaltılması, eğri sıfır çizgisine yalnızca asimptotik olarak yaklaşır ve hiçbir zaman sıfır enerji dengesine ulaşmaz. Bunun ötesinde, belirli bir noktadan itibaren yalıtım önlemlerinin maliyeti hızla artarken, elde edilen enerji iyileştirmelerinin etkisi giderek azalır.

c. Güneş Yüzey Alanı/Hacim Oranı

Güneş yüzey alanı/hacim oranı (Rsol) yaklaşımı, pasif güneş enerjisi kullanımı ve binaların güneş potansiyelinin değerlendirilmesi açısından öne çıkmaktadır. Bu gösterge, bir binanın güneye bakan aktif yüzey alanının, toplam bina yüzey alanına olan oranı ile hesaplanmaktadır. Bu oranın yüksek tutulması, ısıtma döneminde güneş ısı kazancı açısından binanın enerji verimliliğini artırmak için önemli bir strateji olurken, özellikle sıcak ve kuru karaktere sahip iklim bölgelerinde soğutma döneminde ise tam tersi etki oluşturarak oranın artması enerji tüketimini arttırabilir. Rsol, özellikle kış aylarında güneye bakan yüzeyler açısından kazanım bir göstergesi olarak, bir binanın güneş ışınımından elde edilebilecek enerji kazancını hesaplaması için kullanılır.

Güneş yüzey alanı/hacim oranının (Rsol) kullanıldığı bir diğer durum ise bir binanın güneşten enerji üretim potansiyelinin belirlenmesidir. Rsol, geleneksel yüzey alanı/hacim oranından farklı olarak, yalnızca hacmin kompaktlığını değil; aynı zamanda güneş enerjisinden maksimum fayda sağlamak için yüzeylerin potansiyelini dikkate alarak hesaplanır. Özellikle bina entegre fotovoltaik ve güneş ısısı sistemlerinin kullanılabilirliği ile bu oran, binanın geometrik yönelimini optimize ederek sürdürülebilir enerji yönetimi hedeflerine katkıda bulunmaktadır(Hajtmanek et al., 2023).

Belirlenen sınır koşulları ve uyumluluk kriterleri doğrultusunda güneş alanı-hacim oranı aşağıdaki formül kullanılarak hesaplanır (Denklem 2.6):

$$\textbf{Güneş Yüzey Alanı/Hacim Oranı} = (\boldsymbol{R_{sol}}) = \frac{\boldsymbol{Alan_{\text{güneş yüzeyleri}}}}{\boldsymbol{Hacim}} \qquad (\mathbf{2}.6)$$

Rsol: Güneş alanı-hacim oranı

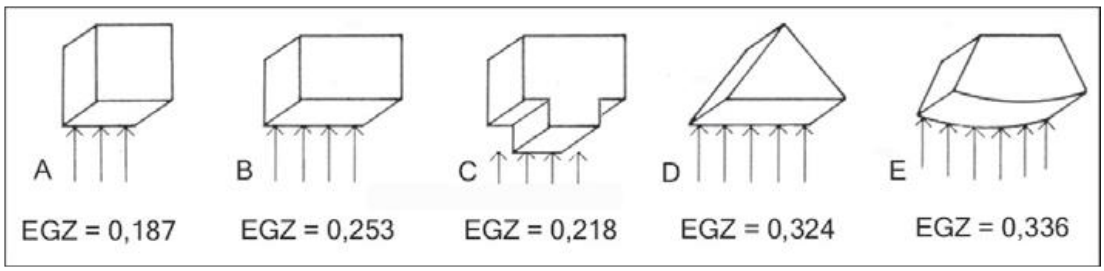
Alan güneş yüzeyleri: Güneşe maruz kalan yüzey alanı

Hacim: Toplam bina hacmi

Güneş yüzey alanını hesaplamak için, binanın yüzeylerinin yönelimi ile güneş enerjisi üretme potansiyeli arasındaki ilişkinin belirlenmesi gereklidir. Bu ilişki, soyut bir düzlemin mekânsal rotasyonu ve güneş enerjisi hesaplamaları temel alınarak belirlenmektedir (Hajtmanek et al., 2023).

Rsol oranı ne kadar büyük olursa, beklenen pasif güneş kazançları da o kadar artmaktadır. Geom değeri en fazla 0,5 olabilir. Rsol değerinin maksimum 0,5 ile sınırlı olması, güneş yüzey alanı ve bina hacmi arasındaki matematiksel ilişki ile bina geometrisi ve güneş radyasyonunun fiziksel özelliklerinden kaynaklanmaktadır. Bu değer, yalnızca dikey ve güney yönelimli, bina hacmi içermeyen toplayıcı yüzeyler dikkate alınarak hesaplanmaktadır (Lemke, 2009).

Brüt taban alanı 65 metrekare olan çeşitli iki katlı binalar için tasarım kalitesi endeksi hesaplandığında, aşağıdaki tablo elde edilmiştir (Şekil 2.21) (Lemke, 2009).

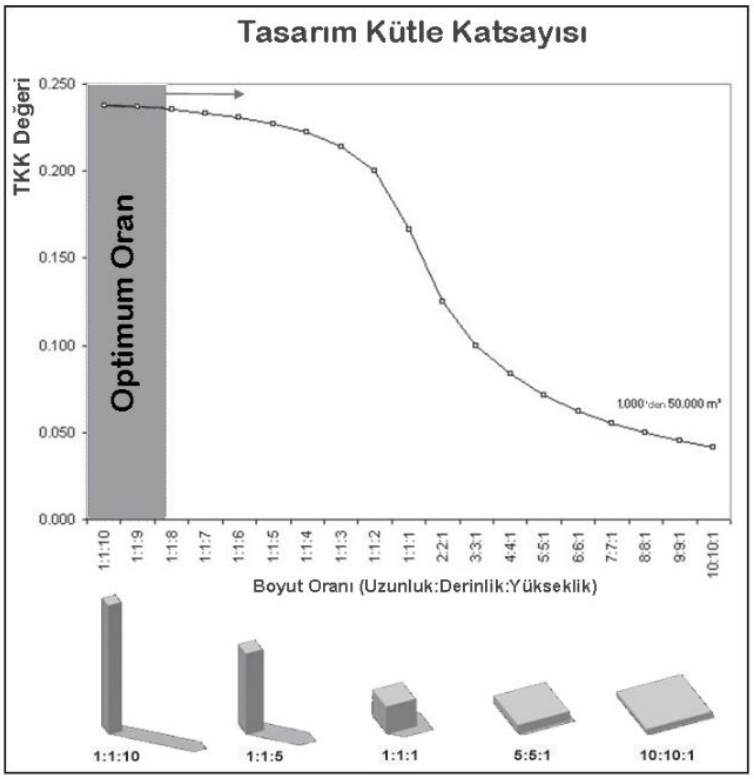


Şekil 2.21: Aynı alana sahip binaların bina tasarım kalitesi endeksleri (EGZ) karşılaştırması.

Kaynak: Christina Rullán Lemke, ArchitekturForm & SolarEnergie, 2009

Şekil 2.20'de bina formlarının güneş yüzey alanı-hacim oranı incelendiğinde aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Dikdörtgen forma sahip olan bina formunun (B) kare forma sahip olan bina formuna göre daha yüksek Rsol oranına sahip olduğu görülmektedir. Bu durumun sebebi dikdörtgen formdaki varyasyonun güney yönündeki aktif güneş alanının kare forma göre daha fazla olmasıdır. C formunda ise hacim artışına göre aktif yüzey alanının değişmemesi olumsuz bir etki oluşturmuştur. Aktif yüzey alanının hacme oranının diğer formlara göre fazla olduğu üçgen kat planları (D) ve kemerli segmentler (E), güney yüzeylerini en üst düzeye çıkarırken kuzey yüzeylerini azaltarak en iyi performansı vermektedir. Güneş Yüzey Alanı/Hacim Oranının yükseklik ve hacim ile olan ilişkisi incelendiğinde ise, benzer bir gösterge olan yüzey alanı/hacim oranından farklı bir eğilimde olduğu görülmektedir (Şekil 2.22).



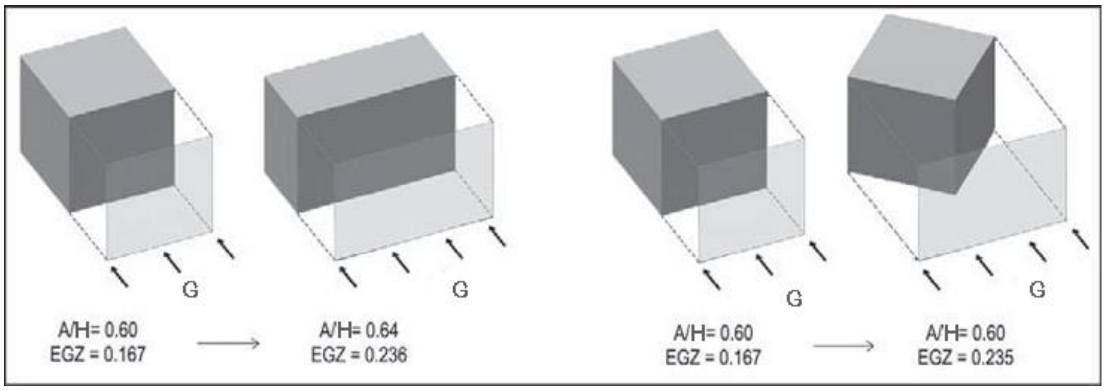
Şekil 2.22: Farklı hacimler için kule- küp- yatay geniş formların serilerinin tasarım kütle katsayısı (EGZ) ilişkileri.

Kaynak: Christina Rullán Lemke, ArchitekturForm & SolarEnergie, 2009

Grafik, farklı bina oranlarının Tasarım Kalitesi Endeksi (EGZ) üzerindeki etkisini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Taban alanı küçük ve uzun olan form varyasyonlarında aktif güneş yüzey alanı yüksek olduğu için Rsol oranı yüksektir. Bu duruma karşılık, küp formuna benzer form varyasyonlarının aktif güneş yüzey alanını artmadığı için Rsol değerleri uzun form varyasyonlarına göre düşük olduğu görülmektedir. Geniş ve yayvan form tipi varyasyonlarında (5:5:1 ve 10:10:1 oranları) ise toplam yüzey alanının artmasına rağmen aktif güneş yüzey alanının azalmasıyla en düşük Rsol değerine sahip olmaktadır. Ayrıca, grafik eğrisinin, bina oranlarına bağlı olarak belirli sınır değerlere yaklaştığı görülmektedir. Dar ve uzun form varyasyonları, güneş en iyi Rsol değerini verirken, geniş ve yayvan form varyasyonları ise düşük Rsol değerinde olduğu görülmektedir.

A/V (yüzey alanı/hacim oranı) ve Rsol (güneş yüzey alanı-hacim oranı) değerlerinin bina biçim faktörünü değerlendirmede tek etken olarak ele almak, bina form geometrisinin değerlendirilmesi açısından yeterli olmadığı yapılan çalışmalarda görülmektedir. Bu değerler, farklı bina hacim ve formlarında doğrusal olmayan ve çeşitlilik gösteren sonuçlar göstermektedir. Bu durumu açıklamak açısından aynı hacimdeki bir küboidin ekseni etrafında döndürülmesi, A/V oranı ve Rsol değerlerinde farklı etkiler oluşturmakta ve yalnızca bu metriklerle değerlendirme yapmanın eksikliklerini göstermektedir.

Özellikle Rsol oranının, binanın güney yönelimi ve güneş ışınımına doğrudan bağlı olmasından dolayı yönlenme etkisi bina enerji performansı üzerinde belirleyici bir rol oynamaktadır. Bina derinliği, uzunluğu ve yükseklik gibi parametreler de enerji gereksinimlerini şekillendirmekte ve bu parametreler arasında eşik değerler belirlemek her zaman mümkün olmamaktadır (Şekil 2.23).



Şekil 2.23: Bir küp aynı hacimde bir küboide dönüştürüldüğünde veya bir küp döndürüldüğünde A/H ve EGZ'nin (dikey izdüşüm) çelişkili ifadelerinin grafiksel gösterimi.

Kaynak: Christina Rullán Lemke, ArchitekturForm & SolarEnergie, 2009.

Bu bağlamda, bina formunu enerji performansı açısından değerlendiren modellerde, A/H oranının yanı sıra yönlenme etkisi gibi diğer faktörlerin de dikkate alınması özellikle yıl boyunca aktif güneş enerjisi etkeninin analiz edilmesiyle birlikte bina biçim faktörünün ve bina yönlenmesi faktörü ile birlikte değerlendirilmesi mümkün kılmaktadır.

d.Bina Cephe ve Çatı Eğimi

Bina cephe ve çatı eğiminin enerji tüketimi ve iklimsel konfor üzerindeki etkisi, özellikle pasif tasarım stratejileri bağlamında büyük önem taşımaktadır. Cephe ve çatı eğimi, bir binanın aktif güneş ışınımını ne ölçüde alacağını ve bu ışınımın binanın ısıtma ve soğutma yüklerini nasıl etkilediğini belirlemektedir. Soğutma döneminde, doğru açılandırılmış eğimli yüzeyler güneş kazançlarını azaltarak aşırı ısınmayı önleme ve soğutma yüklerini düşürme potansiyeline sahiptir. Kış aylarında ise, aynı yüzeylerin güneş ışınımını pasif olarak yakalaması ile birlikte binanın güneş ışınımından yararlanması ısıtma yüklerini azalmasını sağlamaktadır.

Cephe ve çatı eğimlerinin farklı iklim bölgeleri ve bina yönelimlerine göre optimize edilmesi gereklidir. Daha dik açılar, yüksek sıcaklıklarda güneş ışınımından korunmak için etkili bir strateji olurken, daha yatay açılar kış güneşi alma potansiyelini arttırarak daha fazla enerji kazancı sağlayabilir.

Capeluto yapmış olduğu çalışmada, bina çatı ve cephe eğimlerinin güneş ışınımı kazancı ile enerji tüketimine etkisini incelemiştir. Yapmış olduğu analiz sonucunda

doğru eğim ve yön optimizasyonuyla yazın aşırı güneş kazançlarının azaltılarak soğutma yüklerinin düşürülebileceğini, kışın ise pasif güneş kazançlarıyla ısıtma ihtiyaçlarının azaltılabileceğini göstermiştir. Güney cephede 31°, doğu ve batı cephelerde 34° eğimlerin, doğrudan güneş ışınımını kontrol ederek enerji verimliliğini arttırdığı sonucuna varmıştır. Ayrıca, eğimli yüzeylerin çatı alanını artırmasına rağmen enerji performansını olumsuz etkilemediği, bu tasarımın yüksek performanslı camlar ve iç perdelerle desteklendiğinde etkisinin daha da arttığı belirlenmiştir.(Capeluto, 2003)

Yüksel (2020) yapmış olduğu çalışmada, Türkiye'nin farklı iklim bölgelerinde cephe eğimi, yönlenme durumu ve saydamlık oranının tek hacimli binaların enerji yüklerine etkisi incelemiştir. Sabit A/H oranına sahip 9 farklı cephe eğimiyle oluşturulan bina modelleri, 16 farklı yön ve 8 saydamlık oranında enerji simülasyonlarıyla değerlendirilmiştir. Analizler sonucunda, cephe eğiminin ve yönlenmesinin enerji yüklerini doğrudan etkilediğini; düşük eğimlerin soğutma yüklerini, yüksek eğimlerin ise ısıtma yüklerini azalttığını göstermiştir. Çalışmadaki analizler güney yönünün en düşük enerji yükünü sağladığını, kuzey yönünde 90° derece açı değeri altındaki eğime sahip varyasyonların etkili sonuçlar verdiğini göstermiştir.(Yüksel, 2020)

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
BİNALARDA ENERJİ PERFORMANSI DEĞERLENDİRİLMESİ

Bina enerji performansı değerlendirmesinin, enerji tüketiminde iyileştirmeler yapmak için karar vericilere karşılaştırmalı bir enerji performansı indeksi sağlayan bilgilendirici bir araçlar olarak tanımlanabilir. Bina enerji değerlendirmeleri, binaların enerji tüketimini anlamak, bina tasarımında ve kullanımında enerji tasarruf önlemlerini değerlendirmek ve konu ile ilgili kodlar, standartlar ve politikaları geliştirmek için kritik bir öneme sahiptir. Binaların enerji değerlendirmesinin temel amacı, enerji sınıflandırması ve enerji performansının belirlenmesidir. Bina enerji değerlendirme araçları, binaların enerji performansını analiz etmek için, bina fiziksel özellikleri, enerji sistemleri (HVAC, aydınlatma), kullanıcı davranışları, geçmiş enerji tüketim verileri ve iklim koşulları bilgileri gibi geniş bir bilgi yelpazesine ihtiyaç duymaktadır.

Bina enerji değerlendirmesinin, enerji tüketimi iyileştirmeleri için karar vericilere karşılaştırmalı bir enerji performansı endeksi sağlayan bilgilendirici bir araç olduğunu belirtmiştir. Bu nedenle, binaların enerji değerlendirmesinin birincil amacı, verimliliklerini artırma çabalarına bağlı olan enerji sınıflandırması ve enerji performansı teşhisidir.

Enerji sınıflandırması, hissedarları ve kamuoyunu binaların göreceli enerji tüketimi ve gaz emisyonu hakkında bilgilendirir. Teşhis, bir binada düşük enerji verimliliğine neden olan kusurları tanımlamak için bir araç sağlar, böylece amaçlanan binanın reformunu hedefler.

Bina enerji verimliliğinin değerlendirilmesi için performansa dayalı ve bina özelliğine bağlı değerlendirme olmak üzere başlıca iki yöntem bulunmaktadır. Bunlardan ilki EUI veya bina emisyon oranı (BER) analiz edilerek elde edilir ve verilen kıyaslama binanın önceki verilerine bağlı olarak yapılır. İkinci yaklaşımda ise belirli özelliklerin değerlendirilmesiyle verilir. Özelliğe özgü yöntemin uygulanması, verimli zarf, Isıtma, Havalandırma, İklimlendirme (HVAC), aydınlatma, kazan ve yenilenebilir

enerji sistemlerinin içeriğini ele aldığı için nispeten basittir. Performansa dayalı yöntem en çok tercih edilen yöntemdir, ancak bu yöntem kullanılarak enerji performansının değerlendirilmesi daha zordur. Bunun nedeni, bu yaklaşımın ölçülebilir performans göstergelerine dayalı olarak oluşturulması ve performans değerlendirmesi için bir ölçme yöntemi ve standart geliştirilmesini gerektirmesidir.

Genel olarak, Enerji Performans Göstergesi (EPI) veya Enerji Kullanım Yoğunluğu (EUI) olarak bilinen performansı ifade etmek için binanın belirli bir dönem boyunca taban alanına göre normalize edilmiş enerji tüketimi kullanılır.

Bina değerlendirmesinde yukarıda belirtilen hedefe ulaşmak için, simülasyon veya tahmin yoluyla hesaplanan veya gerçek ölçülen verimlilik ile standart bir referans bina arasında bir karşılaştırma yapılması gerekmektedir. Bu nedenle, her bina kategorisi için bir dizi referans değerin tanımlanması gerekmektedir. Bu amacı yerine getirmek için, performans değerlendirme tekniklerine dayanan farklı yaklaşımlar bulunmaktadır:

- Geçmiş enerji performansının ölçülmesi.
- Benzer binaların tipik performansına ilişkin piyasa araştırması
- Beklenen enerji performansını tanımlamak için tasarım aşamasında bina enerji modellemesi.
- Potansiyel enerji performansını belirlemek için bina enerji etütleri
- Gerekli standardı elde etmek için düzenleyici yöntem

Bina enerji performansı değerlendirmesi için çeşitli yöntemler ve sınıflandırma türleri bulunmaktadır.

Bina enerji değerlendirmesinde mevcut girdi verilerinin ayrıntı düzeyi değişken olabilmekte ve bu durum, mevcut bilgiden yararlanmayı amaçlayan farklı modelleme tekniklerinin kullanılmasına yol açmaktadır. Bu farklı modelleme teknikleri, güçlü ve zayıf yönleri, yetenekleri ve uygulanabilirlikleri açısından birbirinden farklılık göstermektedir. Bu yöntemler, farklı araştırmacılar tarafından çeşitli şekillerde sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırmaların özeti tablo 3.1'de verilmiştir.

Amerikan Isıtma, Soğutma ve İklimlendirme Mühendisleri Derneği (ASHRAE) tarafından önerilen sınıflandırmada enerji değerlendirme modellemesini klasik ve veri odaklı yöntem olarak 2 ana kategoriye ayırmıştır.

Klasik (ileriye dönük) yöntem: Bu modellerde, sistemlerin fiziksel davranışlarını ve girdilerini tanımlayan denklemler kullanılarak çıktılar tahmin edilir.

Veri odaklı yöntem: Değerlendirdiği sistemin performansını belirleyen girdi ve çıktı değişkenleri ile ölçülür ve bu veriler, sistemin matematiksel bir modelini oluşturmak için kullanılır. Bu modeller, daha 3 alt kategoriye ayrılır:

Ampirik veya "Kara Kutu" yaklaşımı: Girdi ve çıktı parametreleri arasındaki ilişkiyi belirlemek için basit veya çok değişkenli regresyon analizleri uygulanır.

Kalibre edilmiş simülasyon yaklaşımı: Gerçek ölçüm verileriyle doğrulanan bir simülasyon programı kullanılarak daha doğru tahminler yapılır.

Gri Kutu yaklaşımı: Binanın enerji tüketimini etkileyen fiziksel özellikleri tanımlayan matematiksel bir model oluşturulur. Ardından, parametreleri belirlemek ve değerlerini saptamak için istatistiksel analizler uygulanır.

Borgstein ve diğerleri model tabanlı ve ampirik kıyaslamayı ele almış, önde gelen stratejileri belirlemiş; derecelendirme ve sınıflandırma yöntemlerinin oluşturulması için kıyaslamaların uygulanmasını derinlemesine açıklamıştır. Bu çalışmada, bina enerji değerlendirmesini 3 kategoriye ayırmıştır.(Borgstein et al., 2016)

- mühendislik hesaplaması,
- simülasyon modeline dayalı kıyaslama
- istatistiksel modellemeler

Zhao ve Magoulès (2012) bina enerji tahmin yöntemlerini beş kategoriye ayırmışlardır. (Zhao & Magoulès, 2012)

Mühendislik Yöntemleri: Bu yöntemler, ısıl dinamikleri ve enerji davranışını hesaplamak için fiziksel prensipleri kullanır. Zhao ve Magoulès bu yöntemleri de 2 alt kategoriye ayırmıştır.

- Basitleştirilmiş yöntemler
- Detaylı kapsamlı yöntemler

İstatistiki Yöntemler: Enerji tüketimini veya enerji indeksini etkileyen değişkenlerle ilişkilendirmek için istatistiksel teknikler kullanan bu yöntemler, genellikle geçmiş enerji tüketim verilerinden geliştirilen "ampirik modeller" olarak da adlandırılır.

Sinir Ağları: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks- ANNs), bina enerji tahmini için en yaygın kullanılan yapay zeka modelleri olarak gösterilmektedir.

Destek Vektör Makineleri: Küçük miktarda eğitim verisiyle bile doğrusal olmayan problemleri çözmede etkili yöntemlerdir.

Gri Modeller:_Gri modeller, farklı değerlendirme modellerinin bir araya gelerek oluşturulan, bir sistem hakkındaki bilginin kısmen bilindiği modellerdir.

Foucquier ve ark. tarafından yapılan en son inceleme, her biri için yaygın yaklaşımlar olan üç ana kategori olarak sınıflandırmıştır.(Foucquier et al., 2013)

Fiziksel modeller: Bu kategori, Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği, Bölgesel yaklaşım ve Çoklu bölge veya Düğüm noktası yaklaşımını içerir

İstatistiksel yöntemler: Fiziksel yaklaşımlardan farklı olarak, bina veya sistemler hakkında fiziksel bilgi gerektirmeyen yöntemleri içerir.

Hibrit modeller: Fiziksel yaklaşımlar ve istatistiksel yaklaşımların unsurlarını birleştiren yöntemleri ifade eder ve "gri kutu" olarak da adlandırılır.

Swan ve Ugursal (2009), daha farklı bir sınıflandırma kullanarak tepeden inme (makro) ve tabandan yukarıya (mikro) olmak üzere 2 kategoriye ayırmıştır.(Swan & Ugursal, 2009)

Makro (Tepeden inme) yaklaşım: Bu modeller, konut sektöründeki uzun vadeli değişimlerin enerji tüketimine etkisini belirlemek ve arz ihtiyaçlarını tahmin etmek için GSYİH, fiyat endeksleri, iklim koşulları ve konut yapım/yıkım oranları gibi makroekonomik göstergelerden faydalanırlar. Top-down modeller, basitlikleri ve geçmiş enerji tüketim verilerine dayanmasından dolayı küçük değişiklikleri iyi bir şekilde tahmin edebilir fakat bu modeller geçmiş verilere bağımlı olduğundan, ani teknolojik ilerlemeleri öngörememe ve bireysel enerji kullanımlarının detaylarını gösterememe gibi dezavantajlara sahiptir; bu da enerji tasarrufu alanlarını belirlemeyi zorlaştırmaktadır.

Mikro (tabandan yukarıya) yaklaşım: Daha alt düzeydeki hiyerarşik giriş parametrelerini kullanarak sektörün enerji tüketimini tahmin eder ve bireysel enerji kullanımını hesaba katabilir. Bu yaklaşım, istatistiksel ve mühendislik yöntemleri olarak daha detaylı sınıflara ayrılır.

Pedersen, bina enerji değerlendirme modellerini 3 kategoride özetlemektedir(Pedersen et al., 2008):

İstatistiksel yaklaşımlar/regresyon analizleri: Bu yöntemler, yüksek istatistiksel anlamlılıkla sonuçlar üretmek için geniş miktarda ölçülmüş enerji tüketim verilerini kullanan doğrusal veya çok değişkenli regresyon analizlerine dayanır.

Enerji simülasyon programları: Bu programlar, hava durumu verilerini ve detaylı bina özelliklerini kullanarak bina enerji performansını simüle eder ve "gerçekliği taklit etme" amacını taşır.

Akıllı bilgisayar sistemleri: Veri yorumlamasına dayalı olarak "karar verme" yeteneğine sahip makine öğrenme algoritmalarıyla geliştirilmiş sistemlerdir.

.

Tablo 3. 1: Bina Enerji Performansı Tahmin ve Değerlendirme Yöntemleri Sınıflandırması.

Kaynak: (Batish and Agrawal, 2019)

<table>
<tr><th colspan="6">Bina Enerji Performansı Tahmin ve Değerlendirme Yöntemleri</th></tr>
<tr><th>Tepeden Aşağıya(Makro)</th><th colspan="5">Aşağıdan-Yukarıya(Mikro)</th></tr>
<tr><td rowspan="2">• Ekonomik Verilere Dayalı Değerlendirme
• Teknolojik Verilere Dayalı Değerlendirme</td><th colspan="2">Fiziksel/Mühendislik/Teorik veya Klasik Yöntemler (Beyaz Kutu)</th><th colspan="2">Veriye Dayalı/Ampirik Yöntemler (Siyah Kutu)</th><th>Hibrit Yöntemler (Gri Kutu)</th></tr>
<tr><th>Detaylandırılmış Yöntemler</th><th>Basitleştirilmiş Yöntemler</th><th>İstatistiki Yöntemler</th><th>YZ / Makine Öğrenmesi Yöntemleri</th><th></th></tr>
<tr><td></td><td>-Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (CFD) (3D) yaklaşımı
[FLUENT, COMSOL Multiphysics, MIT-CFD, Autodesk CFD, Blue CFD, PHOENICS-CFD vb.]
- Zonal(2D) yaklaşım, [SPARK]

-Çoklu bölge veya Düğüm noktası (1D) Yaklaşımı,
[EnergyPlus, ESP-r, eQUEST ve IDA-ICE, TRNSYS]

-İletim Transfer Fonksiyonu (CTF) Yöntemi
[BLAST, TRNSYS & Energyplus]

-Isıl Tepki Faktörü Yöntemi
[DOE-2]

-Radyant Zaman Serisi Yöntemi (RTF)

-Toplu Elemanlar Modeli</td><td>-Derece gün yöntemi

-Sıcaklık Frekans Aralığı (bin) Yöntemi</td><td>-Doğrusal Regresyon (LR)

-Çoklu Doğrusal Regresyon (MLR)

- Destek Vektör Regresyonu (SVR)

-Koşullu Talep Analizi (CDA)

-Temel Bileşen Analizi (PCA)
-Otoregresif (Otomatik regresif) hareketli ortalamalar modeli (ARMA)

- Otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA)

- En Küçük Kareler Regresyonu(OLSR)

- Üstel Regresyon

-Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri (MARS)

- Olay Tabanlı Akıl Yürütme (CBR)</td><td>-Yapay Sinir Ağları (ANN)

-Derin Sinir Ağları (DNN)

- Evrişimsel Sinir Ağları(CNN)

-Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP)

-Karar Ağaçları

-Derin Öğrenme

- K-En Yakın Komşu (KNN)

-Destek Vektör Makineleri (SVM)

-Genetik Algoritmalar(GA)

-Parçacık Sürü Optimizasyonu

-Arttırma(Boosting) Yöntemleri

-Rassal Orman(Random Forest) Yöntemi</td><td>Fiziksel ve veri odaklı yöntemlerin birleşimi, Meta modelleme (Monte Carlo Simülasyonları Kullanarak Modelleme)</td></tr>
</table>

3.1. Binalarda Fiziki Enerji Tüketimi Değerlendirme Yöntemleri

Beyaz Kutu (White-Box) yaklaşımları, farklı ölçeklerdeki çeşitli uygulamalar için bina ısıl davranışını modellemede kullanılan mühendislik yöntemleridir. Bu teknikler, ısı transferinin fiziksel davranışını tanımlayan denklemleri çözmek için fiziksel ilkelerin uygulanmasına dayanır. Binaların enerji talebini değerlendirmek için beyaz kutu yaklaşımlarının, özellikle dinamik enerji simülasyonu ile birlikte kullanılması, yüksek doğrulukta tahminler elde edilmesini sağlar. (D'Amico, 2020)

Geçici ısı transferi hesaplama yöntemleri için temel oluşturacak ilk bina enerji performansı bilgisayar simülasyon programları, 1920'lerde Fransa'da Andre Nessi ve Leon Nissolle tarafından geliştirilmiştir. Bu programlar, geçici ısı akışını hesaplamak için Tepki Faktörü Yöntemlerini (RFM) kullanmıştır. 1960'larda ise RFM, çok katmanlı duvarlar boyunca geçici ısı transferini hesaplamak için uygulanmış ve bu çalışma daha sonra binalardaki ısıtma ve soğutma yüklerini analiz etmek için analog bilgisayarlar kullanmıştır (D'Amico, 2020).

Bina enerji tüketimi için geleneksel basitleştirilmiş hesaplama yöntemi, termodinamiğin birinci yasasına dayanır. İç ve dış mekan arasındaki ısı alışverişi, bina kabuğunun ısıl performansı, dış hava durumu ve iç mekan kontrol parametreleri ile hesaplanır Tipik basitleştirilmiş yöntemler arasında derece gün yöntemi eşdeğer tam yük saatleri yöntemi etkili ısıl geçirgenlik yöntemi ve "bin yöntemi" modelleri geliştirilmiştir.

3.1.1. ASHRAE Bina Yükü Ve Enerji Hesaplama Yaklaşımı

ASHRAE (American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers) tarafından yayımlanan Fundamentals Handbook, HVAC mühendisliğinde uluslararası kabul görmüş en temel teknik kaynaklardan biridir. Bu kitap dört ciltlik ASHRAE Handbook serisinin bir parçasıdır ve genellikle her dört yılda bir güncellenir. Her yeni baskı hem bilimsel literatürdeki gelişmeler hem de sektör uygulamalarındaki ihtiyaçlar doğrultusunda güncellenmekte; böylece yeni simülasyon teknikleri, algoritmalar ve veri kaynakları kitaba entegre edilmektedir.

Fundamentals, ısı transferi, psikometri, termodinamik, bina fiziksel karakteristikleri, hava ve nem kontrolü, yük hesaplamaları, enerji modelleme, iç hava kalitesi, konfor

koşulları ve iklim verileri gibi konuları kapsar. Her yeni versiyon, bilimsel gelişmeler, deneysel veriler, yazılım modelleme gereksinimleri ve uygulama pratiklerine göre güncellenmektedir.

ASHRAE Fundamentals içeriğinde yer alan "Loads and Energy Calculations" bölümü, bina enerji performansını doğrudan etkileyen tüm fiziksel, iklimsel ve kullanıcıya bağlı değişkenlerin modellenmesini kapsamaktadır. Bu bölümde sırasıyla iklim verileri pencere ve ışıklıklar, havalandırma ve sızıntı (Ventilation and Infiltration), konut ve konut dışı binalarda yük hesaplama yöntemleri ve enerji tahmin ile modelleme yaklaşımları gibi başlıklar yer almaktadır. 1997 ve 2001 versiyonlarında yük hesaplamaları klasik yöntemler kullanılarak gerçekleştirilirken, 2009 ve sonrasındaki baskılarda RTS (Radiant Time Series) ve HB (Heat Balance) gibi saatlik bazlı, daha hassas yöntemler öne çıkmıştır. 2013'ten itibaren konutlar için RLF (Residential Load Factor) gibi yeni, basitleştirilmiş hesaplama yöntemleri tanıtılmış, 2021 baskısıyla birlikte çok bölgeli analizler, nem kontrolü, iç hava kalitesi etkileri ve makine öğrenimi tabanlı modelleme yaklaşımları da bölüme dâhil edilmiştir.

ASHRAE'nin yük ve enerji hesaplama sistemlerine yaklaşımı, geleneksel ampirik yöntemlerin ötesine geçerek, deterministik, saatlik bazda çalışan, çok zonlu ve zamana bağlı değişkenleri dikkate alan enerji simülasyon tekniklerine yönelmiştir. Bu kapsamda, ASHRAE, günümüzde yaygın olarak kullanılan EnergyPlus, DOE-2, TRNSYS ve ESP-r gibi enerji hesaplama motorlarını desteklemekte ve bu motorların kullanımıyla ilgili referans yöntemleri tanımlamaktadır. Ancak, bu motorlar gelişmiş hesaplama kabiliyetlerine sahip olsa da doğrudan kullanıcı dostu arayüzlere sahip olmadıkları için, ASHRAE literatüründe bu motorları kolaylaştıran ve farklı işlevlerle zenginleştiren arayüz yazılımlarına da özel önem verilmektedir. DesignBuilder, OpenStudio, Autodesk Insight, IES-VE BEopt, Simergy ve Ladybug Tools gibi yazılımlar, bu bağlamda ASHRAE'nin simülasyon sürecine entegrasyonunu kolaylaştıran uygulamalardır.

ASHRAE'nin yaklaşımının temelinde, bir binanın enerji tüketiminin yalnızca mimari form veya HVAC sistemiyle değil, tüm fiziksel ve operasyonel bileşenlerinin bir arada modellenmesiyle doğru bir şekilde tahmin edilebileceği düşüncesi yer almaktadır. Bu nedenle enerji modelleme süreci, iklim verilerinin detaylı kullanımı, pencere sistemlerinin ısıl karakteristiklerinin analizi, sızdırmazlık ve doğal havalandırma

senaryoları, iç yüklerin zamanlama profilleri, kontrol mantıkları ve sistem etkileşimlerinin hesaba katıldığı karmaşık bir yapı olarak ele alınır. ASHRAE, enerji modelleme yaklaşımlarında yalnızca doğruluk değil, aynı zamanda esneklik, tekrarlanabilirlik ve karar destek süreçlerine katkı gibi kriterleri de ön planda tutar.

Bu yaklaşım, özellikle enerji modellemesinin gelişen teknolojilerle entegrasyonuna da açıktır. Son dönemlerde ASHRAE, yalnızca fiziksel tabanlı simülasyonları değil, aynı zamanda istatistiksel modelleme, ters modelleme, yapay zekâ ve makine öğrenimi temelli enerji tahmin yöntemlerini de bünyesine dahil etmektedir. 2021 itibarıyla, ASHRAE kaynaklarında bu yöntemler daha detaylı biçimde yer almakta ve simülasyon araçlarının veri odaklı yaklaşımlarla nasıl zenginleştirilebileceği açıklanmaktadır. Ters modelleme teknikleriyle geçmiş tüketim verilerinden anlamlı desenler çıkarılmakta; yapay zekâ uygulamalarıyla gerçek zamanlı kontrol mantıkları ve performans tahminleri geliştirilmektedir. ASHRAE, bu gelişmeleri yalnızca akademik düzeyde değil, saha uygulamaları ve bina otomasyon sistemlerine entegrasyon açısından da değerlendirmekte ve simülasyonun rolünü genişletmektedir.

Özellikle parametrik ve görsel programlama araçlarının simülasyon motorlarıyla entegrasyonu, ASHRAE'nin çok boyutlu yaklaşımını destekleyen önemli bir gelişmedir. Ladybug Tools ve Honeybee gibi araçlar, EnergyPlus ile doğrudan veri alışverişi sağlayarak, zaman değişkenliğine sahip tasarımların, kontrollü sistem davranışlarının ve kullanıcı etkileşimli senaryoların analizine imkân tanır. ASHRAE bu bağlamda, simülasyonun yalnızca bir hesaplama aracı değil, tasarımı yönlendiren, performansı optimize eden ve enerji verimliliğini belgeleyen bir karar destek sistemi olarak kullanılmasını teşvik etmektedir. Bu yaklaşım, bina tasarım süreçlerinin daha bütünleşmiş, duyarlı ve sürdürülebilir hale gelmesini sağlayan kapsamlı bir simülasyon anlayışını ifade eder.

3.1.2. Binalarda enerji yükü hesaplama yöntemleri

Binaların enerji performansını analiz etmek ve simüle etmek amacıyla tasarlanan bilgisayar programları, genellikle bina enerji simülasyon programları olarak adlandırılmaktadır. Bu programlar, çok zonlu binalar ve bu binalarda kullanılan HVAC sistemlerinin detaylı modellenmesi amacıyla geliştirilmiştir (ASHRAE, 2021). Bina içindeki ısıl ve enerji sistemleri arasındaki etkileşimler dinamik, zamana bağlı ve çok katmanlı süreçler içerdiğinden, kapsamlı simülasyonlar gerekmektedir.

Geleneksel tasarım kılavuzları ve ampirik hesap yöntemleri belirli tasarım senaryoları için basitleştirilmiş tahminler sunabilse de, gerçek zamanlı bina performansını değerlendirmek ve farklı senaryoları analiz etmek için gelişmiş, bilgisayar destekli enerji modelleme araçları zorunlu hale gelmiştir (Yaşa, 2010)(ASHRAE, 2021).

Detaylı bina enerji simülasyon programları, bina kabuğu, iç mekan yükleri, havalandırma sistemleri, aydınlatma, mekanik tesisat ve kontrol sistemleri gibi unsurlar arasındaki karmaşık ısıl etkileşimleri hesaplamak için geliştirilmiştir. Bu tür yazılımlar, saatlik veya daha kısa zaman dilimlerinde, her bir bölge için ayrı ayrı hesaplamalar yaparak enerji tüketimi, iç ortam sıcaklıkları ve nem seviyeleri gibi kritik performans göstergelerini belirleyebilir (Hong, Chou ve Bong, 2000). Özellikle iklim verileri, iç yük profilleri ve kullanıcı davranışları gibi değişkenlerin entegre edilmesi, enerji tüketimi ve konfor analizlerinin doğruluğunu artırmaktadır (ASHRAE, 2021).

Günümüzde bina enerji simülasyon programları, sadece tasarım sürecinde değil, aynı zamanda bina enerji yönetimi ve performansa dayalı bina enerji standartlarına uygunluğun değerlendirilmesi amacıyla da kullanılmaktadır. ASHRAE'nin geliştirdiği enerji standartları (ASHRAE 90.1, 62.1, Handbook Fundamentals vb.) ile uyumlu hale getirilen bu yazılımlar, mevcut binaların enerji verimliliğini değerlendirmek, geliştirme stratejilerini belirlemek ve net sıfır enerji binaları tasarlamak için kritik bir rol üstlenmektedir. Ayrıca, yapay zeka ve makine öğrenimi tabanlı modelleme teknikleri ile entegre edilen yeni nesil simülasyon araçları, hava sızdırmazlığı, doğal havalandırma stratejileri ve yenilenebilir enerji entegrasyonu gibi parametreleri daha hassas şekilde analiz etmeye olanak tanımaktadır (ASHRAE, 2021).

Enerji simülasyonlarında konut binaları ve ticari binalar için farklı yük hesaplama yöntemleri kullanılmaktadır. Konut binalarında ısı kayıpları, iç ısı kazançları ve kullanıcı davranışlarına bağlı değişkenler ön planda iken, ticari binalarda ise büyük ölçekli mekanik sistemlerin yük taleplerine ve bölgesel ısı transfer etkilerine odaklanmaktadır. ASHRAE 2021'de, konut binaları için nem giderme stratejileri, zemin kaynaklı ısı kayıpları ve pasif sistem entegrasyonu gibi yeni konular detaylandırılmıştır. Ticari binalar içinse çok bölgeli bina analizleri, yüksek yoğunluklu iç ısı kazançları ve büyük ölçekli HVAC sistemlerinin enerji tüketimine etkileri daha ayrıntılı olarak ele alınmaktadır (ASHRAE, 2021).

Basitleştirilmiş yöntemler, bina enerji değerlendirmesinde daha az karmaşık ve daha hızlı sonuçlar sunmak için kullanılan yöntemlerdir. Bu yöntemler, genellikle daha az hesaplama kaynağı ve uzmanlık gerektirir ve daha basit uygulamalar için uygundur. Basitleştirilmiş yöntemler, genellikle hızlı analizler, kaba enerji tahminleri ve daha ayrıntılı hesaplamaların gerekmediği ön değerlendirmeler için kullanılmaktadır. Başlıca basitleştirilmiş yöntemler şunlardır:

3.1.2.1. Derece-Gün Yöntemi (Degree-Day Method): Bina ısıtma veya soğutma enerjisi gereksinimlerini tahmin etmek için kullanılır. Ortalama günlük sıcaklıkların, belirlenen bir baz sıcaklığın ne kadar üzerinde ya da altında olduğunu ölçerek enerji ihtiyacını hesaplar. Hızlı ve kolay bir yöntemdir ancak güneş ısı kazancı, bina ısıl kütlesi gibi faktörleri dikkate almamaktadır.

3.1.2.2. Değişken Bazlı Derece-Gün Yöntemi (Variable-Base Degree-Day Method): Derece-gün yönteminin geliştirilmiş versiyonudur. Farklı binaların veya zaman dilimlerinin değişen denge noktası sıcaklıklarını dikkate alır. Gündüz ve gece sıcaklık farklılıklarını ve iç ısı kazançlarını hesaba katmaktadır.

3.1.2.3. Bin Yöntemi ve Modifiye Edilmiş Bin Yöntemi (Bin and Modified Bin Methods): Farklı sıcaklık aralıkları ve zaman dilimleri ayrı ayrı değerlendirilmesi ve kararlı durum hesaplaması yıllık enerji tüketimini tahmin etmek için "bin" yöntemi olarak adlandırılan hesap yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde, tüketim farklı sıcaklık değerleri için hesaplanır ve her sıcaklık aralığına (bin) denk gelen saat sayısı (Nbin)

Enerji verimliliği, yenilenebilir enerji ve sürdürülebilirlik gibi konularda binaların değerlendirilmesi için simülasyon tabanlı birçok yazılım aracı geliştirilmiştir; bunlar arasında DOE-2, EnergyPlus, BLAST, ESP-r bulunur. Bu araçların bazıları, bina enerji standartlarını geliştirmek ve enerji tüketimini ve koruma ölçümlerini analiz etmektedir.

Son kırk yılda, saatlik bina enerji performansı simülasyon araçları, yeni binaların en yüksek enerji tüketimlerini tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Bu süreç, HVAC sistemlerinin tasarımı ve uygun boyutlandırılmasını da içermektedir. Bina enerji simülasyonu (BES) araçları, mevcut binalarda enerji tasarrufu sağlayan koruma yenilemelerinin değerlendirilmesinde de kullanılmıştır. Bu hesaplamalar genellikle, bina ve mekanik sistemlerinin fiziksel özelliklerine dayanarak yapılır ve hava durumu, kullanıcı yoğunluğu, aydınlatma ve ekipman yükleri gibi dinamik girdiler ile

değerlendirilmektedir. Ayrıca, hesaplamalar genellikle bir tam yıl boyunca gerçekleştirilir. En yaygın kullanılan araçlardan bazıları DOE-2.1e, DOE-2.2/eQUEST, EnergyPlus ve TRNSYS olarak sayılabilir (Shin et al., 2018).

3.1.3. Binalarda Enerji Simülasyonu Yöntemleri

Binaların enerji performansını değerlendirmek için çeşitli simülasyon araçları geliştirilmiştir. Her bir simülasyon yazılımı, model çözünürlüğü, hesaplama algoritmaları, hedeflenen kullanıcı kitlesi, modelleme kapasitesi ve kullanım esnekliği açısından farklı özellikler sunmaktadır (Loonen vd. 2017). Yukarıda bahsedildiği üzere, EnergyPlus, ICE, ESP-r ve TRNSYS gibi enerji hesaplama motorları, bina enerji analizi için temel hesaplama süreçlerini yürütmektedir. Bu hesaplama motorlarını kullanarak mimarlar, mühendisler ve bina enerji analistleri için daha kullanıcı dostu arayüzler geliştiren ve ek işlevler sağlayan DesignBuilder, OpenStudio, Autodesk Insight, IES-VE BEopt, Simergy ve Ladybug Tools gibi yazılımlar öne çıkmaktadır. Bu yazılımlar, enerji simülasyonlarını daha erişilebilir hale getirerek pratik kullanım imkânı sunmakta ve bina enerji performansının kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesine olanak tanımaktadır. Bu araçlar, aktif geliştirme toplulukları tarafından sürekli güncellenmekte ve yeni modelleme özellikleri eklenmekte olsa da, temel yazılım mimarileri büyük ölçüde sabit kalmaktadır. Çoğu simülasyon aracı, bina bileşenlerinin ısıl ve enerji performanslarının değişkenliğini dinamik olarak ele alma gereksiniminin düşük olduğu dönemlerde geliştirilmiştir (Alammar, 2022).

Bu durum, bazı simülasyon yazılımlarının modelleme süreci boyunca bina formunun, malzeme özelliklerinin veya sistem bileşenlerinin değişimini kısıtlamasına neden olmakta ve esnek tasarım stratejilerinin analizini sınırlandırmaktadır. Bununla birlikte, modern parametrik tasarım araçları EnergyPlus ile entegre edilebilmekte ve böylece zamana bağlı bina performansı analizleri yapılabilmektedir. Özellikle, EnergyPlus'ın Energy Management System (EMS) modülü ve çalışma zamanı dili, kullanıcıların simülasyon sırasında sistemlerin özelliklerini belirli koşullara göre değiştirmesine olanak tanımaktadır. Bu sayede, kullanıcılardan alınan verilere dayalı olarak, binanın ısıl ve enerji performansına yönelik özellikleri ve HVAC sistemlerinin çalışma koşulları gibi parametreler kullanıcı tanımlı komutlar aracılığıyla güncellenebilmektedir (Ellis vd., 2007).

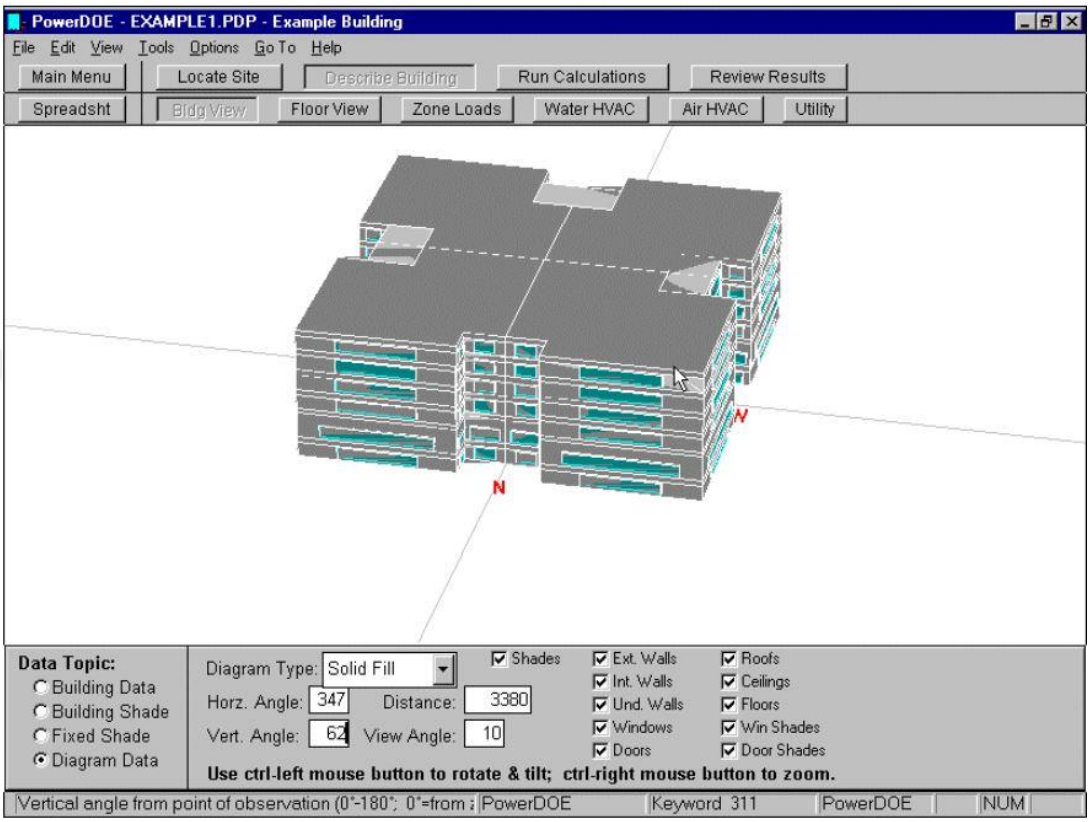
Parametrik modelleme araçları, bina enerji performansını değerlendirmek için değişken bina elemanlarını ve dinamik kontrol sistemlerini simüle etme yeteneğine sahiptir. Grasshopper ve Dynamo gibi parametrik tasarım araçları, mimari 3D modelleme yazılımlarıyla entegre çalışarak bina bileşenlerinin enerji verimliliğine yönelik analizlerini mümkün kılmaktadır. Ayrıca, Ladybug ve Honeybee gibi eklentiler aracılığıyla EnergyPlus gibi simülasyon motorları ile entegrasyon sağlanmakta ve enerji modelleme süreci daha esnek hale getirilmektedir. Grasshopper, Python tabanlı programlama desteği sayesinde EMS'ye benzer bir iş akışı oluşturarak enerji performansı değerlendirmelerinde kontrol esnekliği sunmaktadır.

Bina enerji modelleme sürecinde, malzeme özelliklerinin değişkenliği, gün ışığı kontrolü ve iklim koşullarına bağlı havalandırma stratejileri gibi dinamik faktörlerin simüle edilmesi giderek önem kazanmaktadır. Özellikle, ısı geçirgenliği değişebilen cam sistemleri, faz değiştiren malzemeler ve termal kütle stratejileri gibi dinamik bina bileşenleri, bina enerji performansına olan etkileri açısından araştırmaların odak noktalarından biri haline gelmiştir (Al-Masrani & Al-Obaidi, 2019). Ancak, geleneksel simülasyon araçlarının, sensörler tarafından kontrol edilen karmaşık bina bileşenlerini simüle etme kapasitesi sınırlıdır. Bununla birlikte, EnergyPlus'ın EMS modülü ve Python entegrasyonu kullanılarak Grasshopper gibi araçlarla performans analizleri gerçekleştirebilmekte ve bina tasarımına yönelik karar alma süreçleri desteklenmektedir. Ancak, geometrik olarak değişken bina bileşenlerinin modellenmesi halen büyük bir teknik zorluk olarak kalmakta ve mevcut bina performans simülasyonu araçlarıyla sınırlı ölçüde incelenmektedir (Alammar, 2022).

3.1.3.1. DOE-2.1

DOE-2.1e, saatlik hava durumu bilgileri, bina geometrik ve HVAC tanımlamaları ile enerji tarifesi yapısı gibi veriler kullanılarak bir binanın saatlik enerji kullanımı ve enerji maliyetini tahmin eden bir bina enerji simülasyon aracıdır. Sabit şematik bir yapıya sahip olan bu araç, tüm bina enerji simülasyonu için geliştirilmiş bir programdır ve girişlerin çevrilmesi için bir alt program (Bina Tasarım Dili (BDL) İşlemcisi) ile simülasyonun gerçekleştirilmesi için sırayla çalışan dört alt programdan (LOADS, SYSTEMS, PLANT ve ECONOMICS) oluşmaktadır. DOE-2.1e, çok katmanlı duvarlarda dinamik ısı transferini hesaplamak için yanıt faktörü yöntemini, her bir termal bölge içerisindeki toplam ısı transferini hesaplamak için ise ASHRAE ağırlık

faktörü yöntemini kullanır. Binaların enerji performansını değerlendirmek için yaygın bir şekilde kullanılan bu araç, çok çeşitli tasarım özelliklerini simüle etme yeteneği sunar ve doğruluk ile tutarlılık açısından kapsamlı bir şekilde doğrulanmıştır(Hirsch vd., 1998)

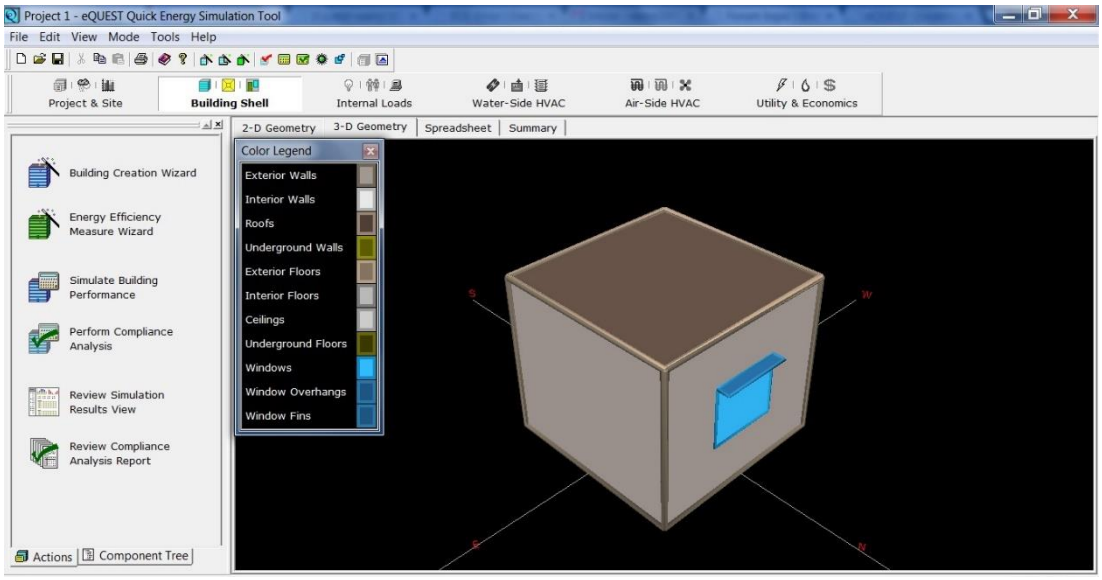


Şekil 3.1: DOE 2.1 Arayüz görünümü.

Kaynak: James Hirsch vd., The New Generation in DOE-2 Building Energy Analysis, 1998.

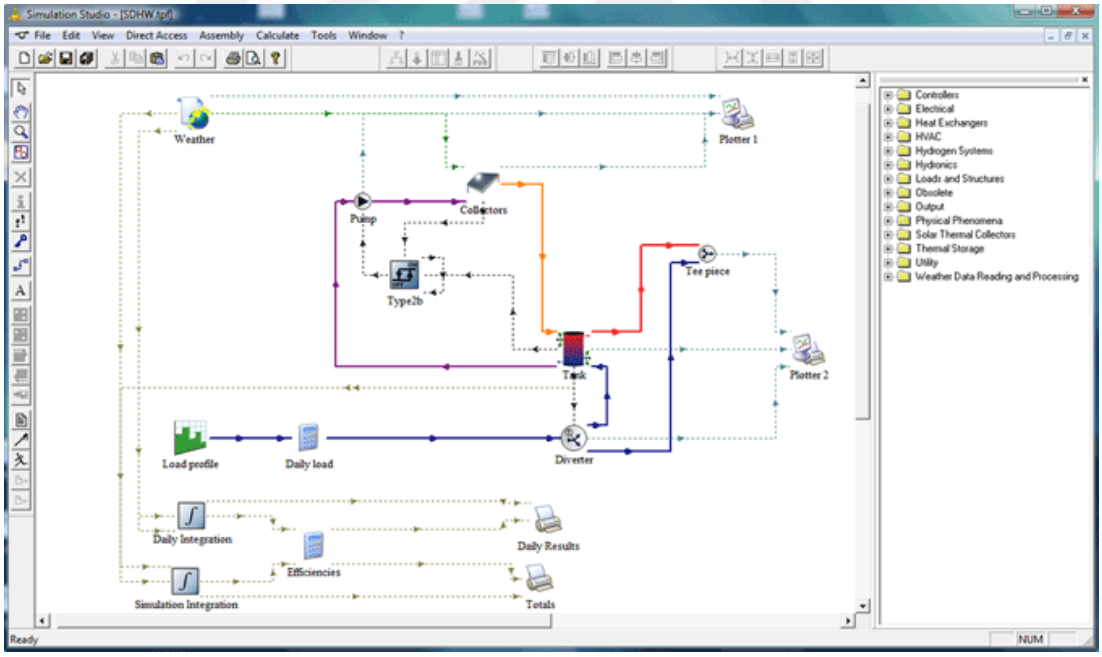
3.1.2.1. DOE-2.2/eQUEST

Hızlı Enerji Simülasyon Aracı (eQUEST), DOE-2.2 hesaplama motoruna dayanan, kullanımı kolay bir bina enerji simülasyon programıdır (Hirsch 2015). DOE-2.1e'den farklı olarak, bu program bir Bina Oluşturma Sihirbazı ve Enerji Verimliliği Ölçütü (EEM) Sihirbazı içeren bir Grafiksel Kullanıcı Arayüzü (GUI) sunar. Bina giriş sihirbazı, kullanıcıların bina enerji simülasyonu ve detaylı giriş bilgileri konusunda özel bir bilgiye ihtiyaç duymadan bina detaylarını hızla belirlenmesine olanak tanır. Ayrıca, EEM sihirbazını kullanarak, kullanıcılar bina enerji tasarruflarını değerlendirme ve belirli tasarım kararlarını inceleme sürecini hızla tamamlayabilirler.



Şekil 3.2: Equest arayüz görünümü.

Kaynak: < https://energy-models.com/forum/energy-modeling-software> , Erişim Tarihi: 13.10.2024



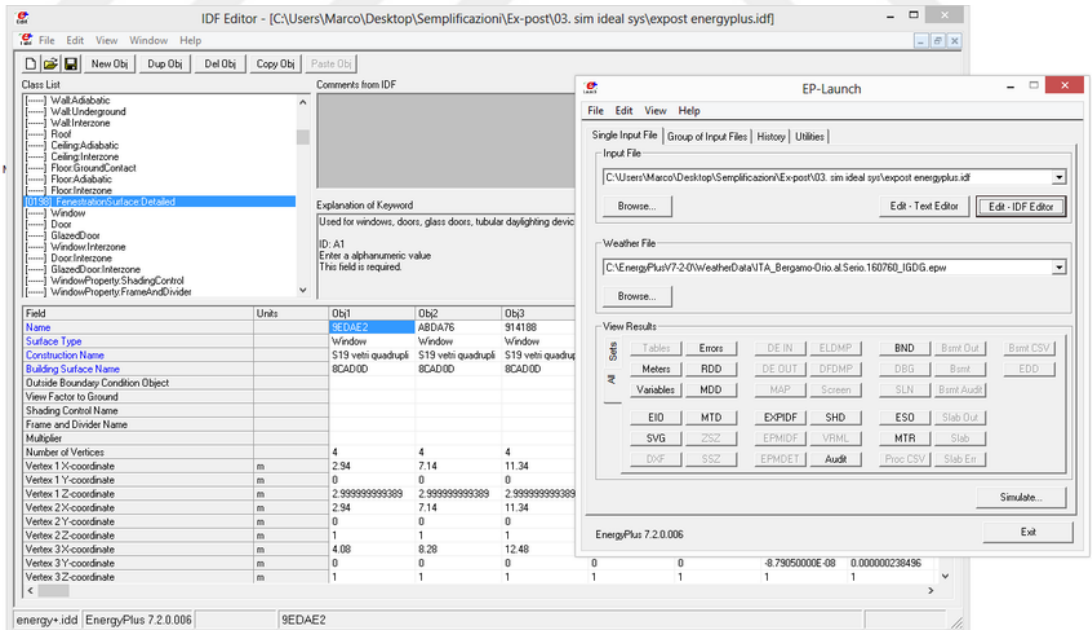
Şekil 3.3: TRYNSYS Arayüz görünümü.

Kaynak: <https://www.trnsys.com/ > Erişim Tarihi: 25.11.2025

3.1.3.3. EnergyPlus

EnergyPlus, DOE-2'nin en iyi özelliklerini yeni bir platformda bir araya getiren, daha gelişmiş bütüncül bina enerji simülasyon aracıdır (Crawley ve diğerleri, 2001; Crawley ve diğerleri, 2008). EnergyPlus, çok katmanlı duvarlarda ısı transferi için ısıl tepki faktörü (thermal response factor) yöntemini kullanır. DOE-2'den farklı olarak, duvarlardaki ısı iletimini ısı dengesi tabanlı bölge simülasyonu ile gerçekleştirmektedir. Giriş ve çıkış veri yapıları, üçüncü taraf arayüzlerin geliştirilmesini kolaylaştıracak şekilde tasarlanmıştır.

EnergyPlus, kullanıcı tanımlı bir saatten daha kısa zaman adımları belirlenmesine olanak tanır ve her zaman adımında sistem ve tesislerin tepkisini simüle ederek yük hesaplamaları yapar. Program, sistem ve tesis boyutlandırması, kullanıcı konforu ve sağlık hesaplamaları için kritik olan daha doğru mekan sıcaklığı tahminleri sağlar (Crawley ve diğerleri, 2008). Ayrıca, kullanıcıların gerçekçi sistem kontrolörlerini, belirli bina elemanlarında nem emme ve bırakma süreçlerini, radyant ısıtma ve soğutma sistemlerini, bölgeler arası hava akışını, fotovoltaik sistemleri ve yakıt hücrelerini değerlendirmelerine olanak tanır.



Şekil 3.4: EnergyPlus arayüz görünümü.

Kaynak: Marco Picco, Dynamıc energy simulatıon toward ıntegrated desıgn of non-resıdentıal buıldıngs, 2014.

EnergyPlus, ısıtma, soğutma, aydınlatma, havalandırma ve iç hava kalitesi gibi faktörleri hesaba katarak saatlik bazda bina enerji performansını analiz eden ileri seviye bir simülasyon motorudur. Ancak, EnergyPlus'ın kendisi doğrudan bir grafik arayüz sunmadığı için, çeşitli yazılımlar bu motoru daha kullanıcı dostu hale getirerek mimarlar, mühendisler ve bina enerji analistleri için pratik kullanım imkânı sağlamaktadır. Bu kapsamda, DesignBuilder, OpenStudio, Autodesk Insight, BEopt, Simergy ve Ladybug Tools gibi yazılımlar, bina enerji simülasyonlarında EnergyPlus altyapısını kullanarak farklı ölçeklerde analizler gerçekleştirmektedir.

Simülasyon motoru işlevi gören yazılımların yanında, bu motorları kendi bünyesinde barındıran simülasyon yazılımları da bulunmaktadır. Bu simülasyon yazılımları fiziki modelleri bina enerji performansını ayrıntılı olarak modellemek ve bina enerji performansını simüle etmek ve için kullanılır. Bu yazılımlar, kullanıcılara bina modellerini oluşturma, farklı senaryoları test etme ve enerji performansını analiz etme imkanı sunar. DesignBuilder, EnergyPlus simülasyon motorunu kullanan kullanıcı dostu bir bina enerji modelleme yazılımıdır. SPARK ve POMA gibi yazılımlar ise, daha basitleştirilmiş modeller sunar (Qiao, 2022)

3.1.4. Binalarda Isıl Bölgeleme Yöntemi

Isıl bölgeleme, binaların konfor koşullarına bağlı olarak ısıtma ve soğutma enerji performansları analizinde kullanılan, binaların ısıl özelliklerine göre farklı ısıl bölgelere ayrıştırılması yöntemidir. Literatürde ısıl bölgeler farklı terimlerle anılmıştır; bunlar arasında "ısıl (termal) bölgeler" (ASHRAE 2013), "termal bloklar" ve "HVAC bölgeleri" (COMNET 2010) olmak üzere farklı terimler ile ifade edilmiştir. Farklı enerji simülasyon yöntemlerinde farklı isimlerle ifade edilse çoğu enerji değerlendirme aracında benzer bir yöntem izlenmektedir. Isıl bölgeleme yalnızca konfor koşullarının ve enerji tüketiminin sağlanması açısından değil, aynı zamanda binadaki aktif ısıtma soğutma ve havalandırma (HVAC) sistemlerinin kontrolü ve otomasyonu açısından da önemli bir yöntemdir. Bu yönüyle ısıl bölgeleme, COMNET tanımına göre "Bina içerisinde, termal konforun sağlanması için kendi termostatına ve bölgesel HVAC sistemine sahip bir fiziksel alan." olarak da ifade edilmektedir.

Sıcaklığın yanı sıra, bir ısıl bölgede korunması gereken diğer parametreler arasında nem, dış hava havalandırması, çalışma süreleri, donma koruması, basınçlandırma gibi faktörler de bulunmaktadır. HVAC tasarımında termal bölgelemedeki değişikliklerin

en yaygın nedeni, ısıl yüklerdeki farklılıklardır (Mcdowall, 2007). Bu nedenle, bina içerisindeki aktif iklimlendirme sisteminin oluşumunda bina için bir HVAC sistemi seçmeden önce, bireysel bir alanın veya binadaki bitişik iç mekan gruplarının benzer ısıl yüklere sahip olup olmadığını belirlenmesi gereklidir.

HVAC sistem tasarımında termal bölgeleme ile ilgili literatür, ısıl bölgelerin bölünmesi için seçilmiş bazı kriterler sunmuştur. Bu kriterler arasında aşağıdaki kriterler bulunmaktadır.:

(a) Güneş kazanımları

(b) Yönelim

(c) Kullanıcı yoğunluğu,

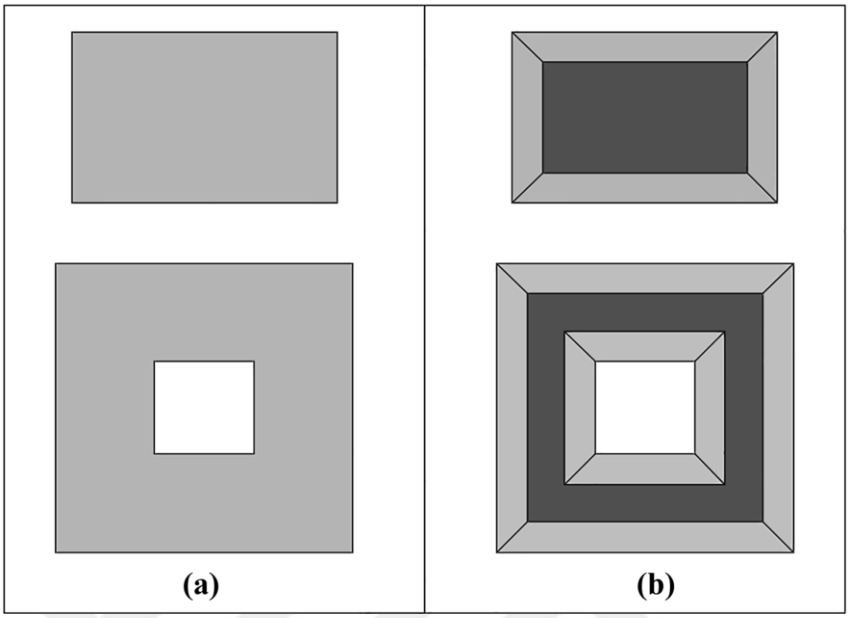
(d) Zaman çizelgesi

(e) Alanın işlevi

Bu faktörler kullanılarak, HVAC tasarım sürecinde bina ısıl bölgelerinin kavramı açık bir şekilde tanımlanabilir. Ancak, incelenen tüm kriterler yalnızca HVAC sistem tasarımında ısıl bölgelemenin niteliksel özelliklerini ele almıştır. Önceki literatürde, ısıl bölgelerin seçimi için genel amaçlı bir nicel yöntem sunulmamıştır. Bina enerji simülasyonlarında ısıl bölgeleme, önceki literatür çalışmalarında da belirtildiği üzere binanın bireysel odalara veya alanlara mekânsal olarak bölünmesiyle uyumlu şekilde gerçekleştirilmektedir. Bu yöntem ile, ısıtma, havalandırma ve iklimlendirme (HVAC) sistemlerinin tasarımını ve simülasyon sürecini kolaylaştırmaktadır. Isıl yük profilleri benzer olan birden fazla odanın tek bir bölgede birleştirilmesine olanak tanınarak iklime bağlı enerji performansı değerlendirmesinde önemli bir avantaj sağlamaktadır (Bobenhausen, 1994). Ancak, erken tasarım aşamasında bina içerisinde detaylı bir aktif sistem tasarımı oluşmamış, binayı oluşturan bölgelerin tam düzeni genellikle henüz belirlenmemiş olur.

Bu duruma çözüm olarak, ASHRAE 90.1 Ek G, katların çekirdek (core) ve çevre (perimeter) bölgelerine ayrılmasını öneren bir kılavuz sunmaktadır (ANSI/ASHRAE/IES Standardı 90.1–2019). Çevre bölgesi, cepheden itibaren beş metre derinliğe kadar uzanan alan olarak tanımlanır ve birden fazla yönelime sahip ise buna göre alt bölümlere ayrıştırılması önerilmektedir. Binanın çevre bölgesi tanımlandıktan sonra, kat ortasında kalan alan çekirdek bölgeyi oluşturur (Dogan et

al., 2016). Bu yöntem, erken tasarım aşamalarında bölgeleme için pratik bir yaklaşım sunarak enerji modelleme ve HVAC sistemi tasarımını daha etkili bir şekilde kullanılmasını sağlamaktadır. (Şekil 3.5)



Şekil 3.5: ASHRAE 90.1 Çerçevesinde enerji modellemesi için bina bölgeleme yöntemi (a: bina formu, b: bina bölgeleme durumu)

Kaynak: Timur Doğan, Autozoner: an algorithm for automatic thermal zoning of buildings with unknown interior space definitions, 2016.

Bina enerji simülasyon yöntemleri bir binanın performans detaylarını elde etmeyi görece kolaylaştırmanın yanı sıra, bina enerji tüketimi ile ilgili girdi-çıktı ilişkileri sayesinde değişikliklerin etkisini hızlı ve net bir şekilde değerlendirme imkanı sunar. Ayrıca, bir binanın yaşam döngüsü boyunca enerji tüketiminin simülasyonunda başarılı olan bu yöntemler, bina sahipleri ve işletmecilerine maliyet etkin iyileştirme stratejileri geliştirme konusunda önemli bir esneklik sağlar. Fiziksel yöntemlerin uygulanabilirliği, mevcut binaların performansının tahmininden farklı olarak, bina tasarım aşamalarında daha belirgindir.

Bina enerji simülasyon araçları etkili ve doğru olmasına rağmen, pratikte bazı zorluklar vardır. Bu araçlar fiziksel prensiplere dayandığından, doğru bir simülasyon elde edebilmek için bina ve çevresel parametrelerin detaylı girdi verilerine ihtiyaç duyarlar. Bu parametreler birçok bina için halihazırda mevcut olmayabilir. Bina girdi verilerinin eksikliği, simülasyonun doğruluğunu düşürmektedir.

Bununla birlikte, birçok mimar, enerji modellemesinin genellikle inşaat sektörüne entegre olmayan tasarım süreci, profesyonellerin disiplinler arası iletişimdeki isteksizliği, enerji simülasyon araçlarının kullanım zorluğu ve algılanan maliyet nedeniyle mühendislerin alanı olduğuna inanmaktadır (Peters & Peters, 2018). Ayrıca fiziksel yöntemlerin enerji tüketiminin belirlenmesi ve değerlendirilmesi noktasındaki avantajlarına rağmen, tahmin edilen sonuçlar ile gerçek yaşam durumları arasındaki olası önemli sapmalar hala bir sınırlama olarak görülmektedir (D. Yılmaz et al., 2023).

3.2. Binalarda Veriye Dayalı Enerji Değerlendirme Yöntemleri

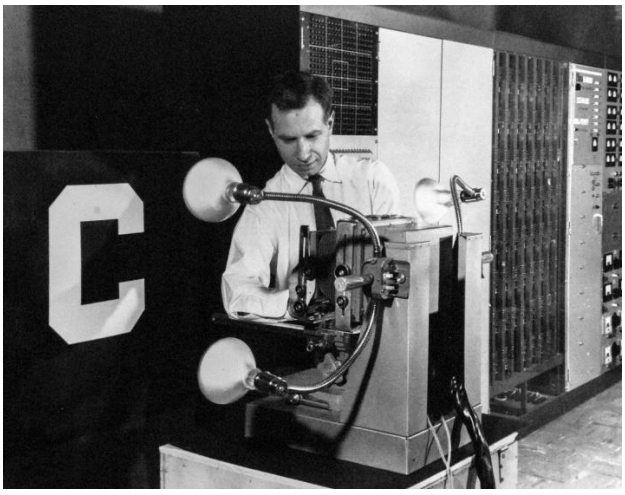
Geleneksel enerji değerlendirme yöntemleri, bina kabuğu özellikleri, iklimsel veriler, iç mekân kullanım senaryoları ve fiziksel parametreler temelinde gerçekleştirilen hesaplamalı simülasyonlara dayanmaktadır. Ancak bu tür fiziksel temelli yaklaşımlar, özellikle erken tasarım aşamasında yüksek zaman ve uzmanlık gereksinimi, sınırlı genelleme kapasitesi ve çok sayıda belirsizlik içeren girdi parametrelerine olan bağımlılık gibi nedenlerle çeşitli sınırlılıklar barındırmaktadır. Bu bağlamda, geçmişe dönük enerji tüketim verilerinin analiziyle geliştirilen veriye dayalı yöntemler, bina enerji performansının değerlendirilmesinde alternatif bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. Veri odaklı bu yöntemler, istatistiksel modelleme ve makine öğrenmesi gibi çağdaş hesaplama tekniklerinden yararlanarak enerji tüketimini tahmin etmede daha hızlı, genellenebilir ve tasarım sürecine entegre edilebilir çözümler sunma potansiyeline sahiptir (Ostergard vd., 2016).

3.2.1. Yapay Zeka Tanımı ve Tarihçesi

Günümüzde yapay zeka, dijital teknolojilerin insan yaşamı ve altyapısındaki dönüşümsel etkilerinin merkezinde yer almakta; görsel algılama, konuşma, karar verme ve çeviri gibi insan zekâsı gerektiren görevleri yerine getirebilen sistemler olarak tanımlanmaktadır. Matematik, istatistik, bilgisayar bilimi ve veri bilimi gibi disiplinlerle ilişkili olan yapay zeka; makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi alt alanları da içermektedir. Yapay zekanın temelleri, 1943’te biyolojik nöronun ilk matematiksel modellemesiyle atılmış, Alan Turing’in kod kırma çalışmaları ve 1950’deki “Turing Testi” ile teorik çerçevesi şekillenmiştir. 1956’da Dartmouth Koleji’nde düzenlenen ve Marvin Minsky ile John McCarthy'nin öncülüğünde gerçekleşen "Yapay Zeka Üzerine Yaz Araştırma Projesi", yapay zekanın akademik bir alan olarak doğduğu nokta kabul edilir. Bu çalıştayda yapay zeka terimi resmi

olarak tanımlanmış ve insan zekâsını taklit edebilen makinelerin geliştirilmesi hedeflenmiştir. Akademik altyapısının oluşmasının ardından yapay zeka, başta mühendislik ve bilişim olmak üzere pek çok alanda olduğu gibi mimarlık disiplininde de kullanılmaya başlanmıştır. Yapay zekâ, özellikle veri analizi, tasarım optimizasyonu ve karar destek sistemlerinde mimari süreçlere katkı sağlamaktadır.1957 yılında Amerikalı psikolog Frank Rosenblatt tarafından geliştirilen Perceptron modeli, yapay zekâ ve makine öğrenmesi tarihindeki en önemli dönüm noktalarından biridir. Bu model, görüntüleri sınıflandırmak üzere tasarlanmış, özel donanım üzerinde çalışan ilk "öğrenen makine" prototipidir. Perceptron, görüntü dizilerine maruz kaldıkça kendi etki ayarlarını düzenleyerek, makine öğrenmesinde "eğitim" sürecinin ilk işlevsel uygulamasını temsil etmiştir. Bu gelişme, gelecekteki yapay zekâ araştırmaları için sağlam bir temel oluşturmuştur.

1961 yılında geliştirilen Unimate, General Motors'un montaj hatlarında kullanılan ilk endüstriyel robot kolu olarak, yapay zekânın fiziksel üretim süreçlerine entegrasyonunu başlatmıştır. 1966'da Joseph Weizenbaum tarafından geliştirilen ELIZA projesi ise, yazılı metin üzerinden insanla etkileşime giren ilk doğal dil işleme sistemlerinden biri olmuş; insan konuşmalarındaki basit kalıpları algılayarak karşılık verme yeteneği sayesinde bilgisayarlarla iletişimin erken örneklerinden biri olmuştur.



Şekil 3. 6: Frank Rosenblatt ve Mark I Perceptron Modeli

Kaynak: <https://historykon.pl/frank-rosenblatt-pionier-ai/> Erişim Tarihi: 17.09.2024

Ancak 1970'li yıllarda yapay zekâya yönelik eleştiriler artmış; özellikle 1973'te James Lighthill tarafından hazırlanan rapor, yapay zekâ çalışmalarının beklentileri

karşılayamadığını ileri sürerek hem kamu fonlarının hem de özel Ar-Ge yatırımlarının durdurulmasına yol açmıştır. Bu dönem, tarihsel olarak “yapay zekâ kışı” olarak adlandırılmış ve birçok araştırma projesi askıya alınmıştır.

Bu durağanlık dönemine rağmen 1972’de Stanford Üniversitesi’nde geliştirilen MYCIN projesi, tıbbi tanı sistemlerinde uzman sistemlerin ilk örneği olarak önem kazanmıştır. MYCIN, hasta semptomlarını ve laboratuvar test sonuçlarını analiz ederek 600’den fazla kural içeren bilgi tabanı üzerinden tanı önerisinde bulunabilmekteydi. Gerçek hastalar üzerinde uygulanmasa da, uzman sistem yaklaşımının potansiyelini göstermiştir. 1984’te Douglas Lenat tarafından geliştirilen CYC projesi ise, insan sağduyusuna dayalı kavramsal bilgiyi modellemeye yönelik önemli bir girişim olmuş; doğal dil anlama ve bilgi entegrasyonu gibi daha gelişmiş yapay zekâ uygulamaları için bir temel oluşturmuştur.

3.2.2. Yapay Zeka ve Mimari Tasarım İlişkisi

Yapay zekanın mimarlıktaki önemi, bilgisayar destekli tasarım anlayışı ile paralel olarak gelişmiştir. 1970'lerdeki çalışmaları özellikle "zeki" makinelerle etkileşim kavramına odaklanan Nicholas Negroponte Urban 2 ve 5 projeleriyle MIT Media Lab'ın Architecture Machine Group'unda (AMG) "makine asistanı" kavramını ilk kez ortaya atmıştır. Geliştirilen bu programlar başlangıçta, tasarımcı tarafından verilen eskizi bir modüler ızgaraya uyacak şekilde sınırlandırarak oda düzenlerini uyarlama ve mimari tasarımdaki komşulukla birlikte aydınlatma koşullarını optimize etme özellikleriyle mimarların kat planları çizmelerine yardımcı olmak için tasarlanmıştır. Urban 5 modeli, bilgisayar destekli tasarımın erken bir ifadesini sunmanın yanı sıra, tasarımcı ile zeki bir araç arasındaki tamamlayıcılık kavramı üzerinden bir yöntemi yansıtmaktaydı.

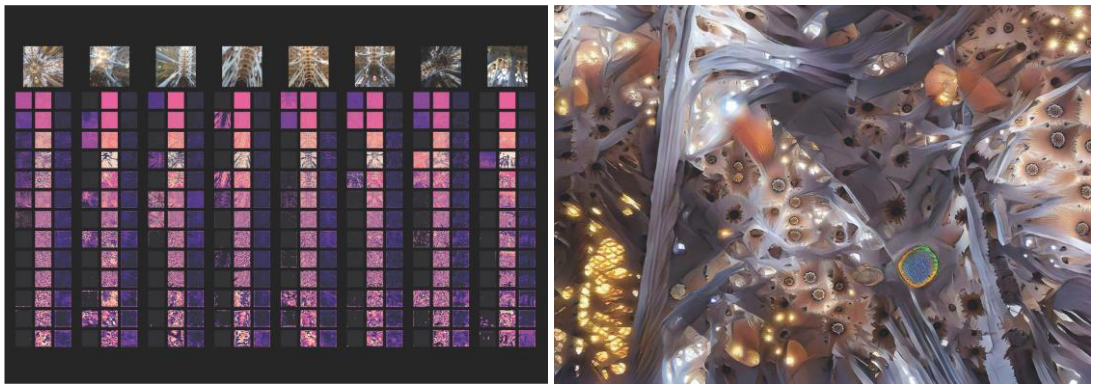
Erken dönem bilgisayar destekli tasarımının en iyi bilinen örneklerinden bazıları, kartezyen düzlemin kodlanmasına ve kısıtlı rastgeleliğin ve kalem çizicilerin estetik araçlar olarak keşfedilmesine dayanmaktadır (Chaillou, 2022).

1976 yılında Cambridge Üniversitesi'nde mimarlık profesörü olan Cedric Price, y Generator'ü icat etmiştir. Başlangıçta Gillman Corporation için bir teklif olarak tasarlanan bu proje ile Price, kendi kendini uyarlayan bina kavramını keşfetmiştir Model, ortogonal bir ızgara şeklinde düzenlenmiş bir kat planını, bölmelerin sürekli

olarak değiştirilmesine olanak tanıyan bir sistem olarak geliştirilmiştir. Bir bilgisayar, planı kullanıcıların davranışlarına uyarlamak için veya yeni koşulları tetiklemenin bir yolu olarak kendiliğinden yeni bölme düzenleri sunmaktan sorumluydu. Price'ın çalışması özünde, makinelerin otonom tasarım aracıları olarak potansiyelini ele almıştır. Generator aracı ile, yapay zekânın mimari tasarım sürecinde rol oynayabileceği ve mimari yazılımlar arasında bu anlayışın nasıl konumlanabileceğini öngörülmesi açısından önemli bir adım olarak görülmektedir. Hem Price'ın hem de Negroponte'nin araştırması, mimarlıktaki yapay zekâ tartışmalarını şekillendirmiştir (Behzadi vd., 2023).

Mimarlık disiplini, son yıllarda yapay zekanın hızlandırılmış gelişiminden faydalanma fırsatına sahip olmuştur. Diğer alanlarda, farklı uygulamalar için tasarlanan yapay zeka modelleri, mimarlar ve araştırmacılar tarafından çeşitli mimari alanlarında kullanılmış ve yeniden tasarlanmıştır. Mimarideki belirli kavram ve görev karmaşıklığı, daha önce sunulan farklı teknolojiler için çok sayıda potansiyel barındırmaktadır(Chaillou, 2022). Mimarlıkta yapay zekanın kullanımı diğer alanlardaki farklı uygulamalar için tasarlanan makine öğrenmesi tabanlı modellerin, mimarlar ve araştırmacılar tarafından çeşitli yöntemlerle kullanımı ile oluşmuştur. Mimarideki belirli kavram ve işlevlerin karmaşıklığı, daha önce sunulan farklı teknolojiler için çok sayıda potansiyel araştırma alanı sunmaktadır.

Daniel Bolojan, 2017 yılında Zaha Hadid Mimarlık'tan Patrik Schumacher'in gözetiminde yaptığı doktora araştırmasında, önerilen bir mekânın düzenini test etmek amacıyla insan aktörlerinin davranışlarını modellemek için Unity 3D'de uygulanan ML algoritmalarını ve diğer oyun yapay zekâsı araçlarını kullanarak "Parametrik Semiyoloji Çalışması"nı oluşturmuştur. Daniel Bolojan ve Emmanouil Vermisso 2020 yılında yapmış oldukları bir diğer çalışmada "Gaudi's Hallucinations" adlı projede, Antoni Gaudí'nin ünlü eseri Sagrada Familia'nın, yapısal yönlerinin matematiksel filtreler ışığında inceleyen ve ardından yeni görseller üretmek için CycleGAN sinir ağı modeli kullanarak eğitmek üzere büyük veri kümeleri (2.000-3.000 görüntü) çıkaran sentetik bir tasarım ürünü model oluşturulmuştur. Araştırma sonucunda modelb yeni ve ilgi çekici görsel çıktılar üretme kabiliyetini ortaya koymuştur (Şekil 3.7).



Şekil 3. 7: Daniel Bolojan'ın Gaudi's Hallucinations Çalışması

Kaynak: Matias Del Compo & Neil Leach, Can Machines Hallucinate Architecture?, Machine Hallucinations, Architecture and Artificial Intelligence, 2022.

2020 yılında Coop Himmeb(l)au şirketi bünyesinde oluşturulan DeepHimmeb(l)au, Wolf D. Prix, Karolin Schmidbaur ve Daniel Bolojan tarafından yönetilen, makinelere yorumlamayı, algılamayı, yaratıcı olmayı, yeni bina tasarımları önermeyi, tasarım iş akışlarını artırmayı ve mimarın / tasarımcının yaratıcılığını artırmayı öğretmenin potansiyelini araştıran deneysel bir araştırma projesidir. Projede CycleGAN gibi GAN türleri kullanılarak belirli özelliklerin farklı seviyelerde yönetilmesine olanak tanıyan semantik özellikleri ayrıştırmayı öğrenerek verilen görüntüye yeni yorumlar katar ve görüntü "halüsinasyon" oluşturur (Del Compo & Leach, 2022).

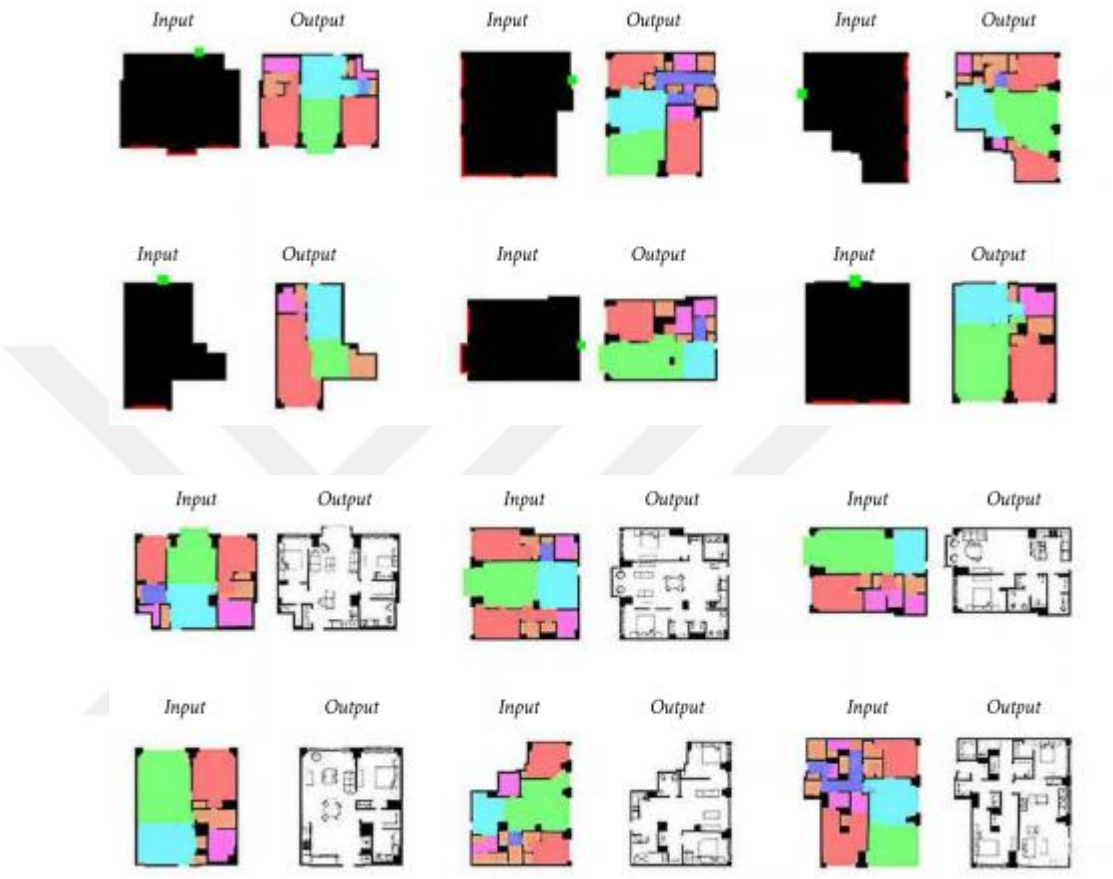


Şekil 3. 8: Coop Himmeb(l)au şirketi bünyesinde oluşturulan DeepHimmeb(l)au tarafından oluşturulan bina form görselleri

Kaynak: Matias Del Compo & Neil Leach, Can Machines Hallucinate Architecture?, Machine Hallucinations, Architecture and Artificial Intelligence, 2022.

Stanislas Chaillou (2022) tarafından oluşturulan ArchiGAN , kat planları ve apartman yerleşimleri oluşturmak için yapay zeka uygulamaları sunmaktadır. ArchiGAN, boyutlar ve alan gereksinimleri gibi girdi parametrelerine dayanarak 2D ve 3D bina tasarımları oluşturmak için üretken ağlar kullanmaktadır. ArchiGAN ile bölünmüş bir daire içindeki mobilya düzeninin modellerini etkin bir şekilde iç içe geçirilmekte ve

katmanların her birinin birbiriyle ilişkili olduğu bir ' jenerasyon kümesi' elde edebilmektedir (Chaillou, 2022).

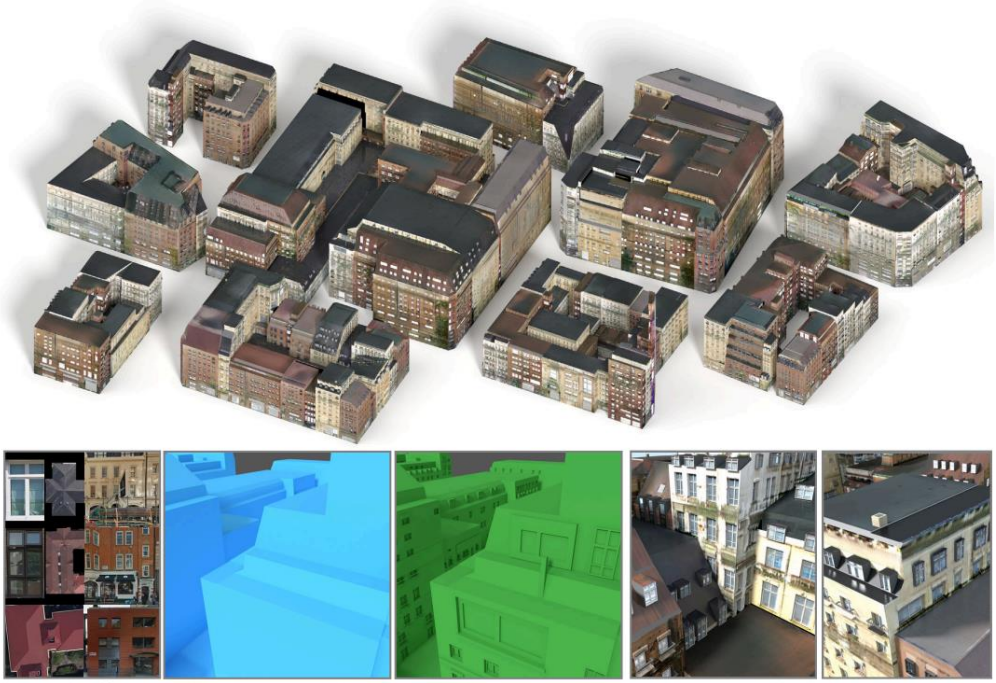


Şekil 3. 9: Stanislas Chaillou (2022) tarafından oluşturulan ArchiGAN , kat planları ve apartman yerleşimleri.

Kaynak: Stanislas Chaillou, Artificial Intelligence and Architecture, 2022.

Morphosis'ten Tom Mayne, yapay zekayı kullanarak tahmin edilemez sonuçlar üretebilen operasyonel stratejiler geliştirmeyi amaçlamıştır. Stüdyo, 'Kombinatoryal Tasarım Çalışmaları' kapsamında, GAN teknolojisi ile zenginleştirdiği bir biçimsel çalışmanın Grasshopper tanımını kullanarak, çok çeşitli tasarım seçeneklerine ulaşmıştır. Binaların 3 boyutlu bir şekilde tanımlanması ile ilgili FrankenGAN modeli ile önemli aşamalar kaydedilmiştir. Model, girdi olarak şehir blokları ham 3 boyutlu kütlelendirmeyi ve bir cephe stili referansını alarak, tüm binalar için son derece

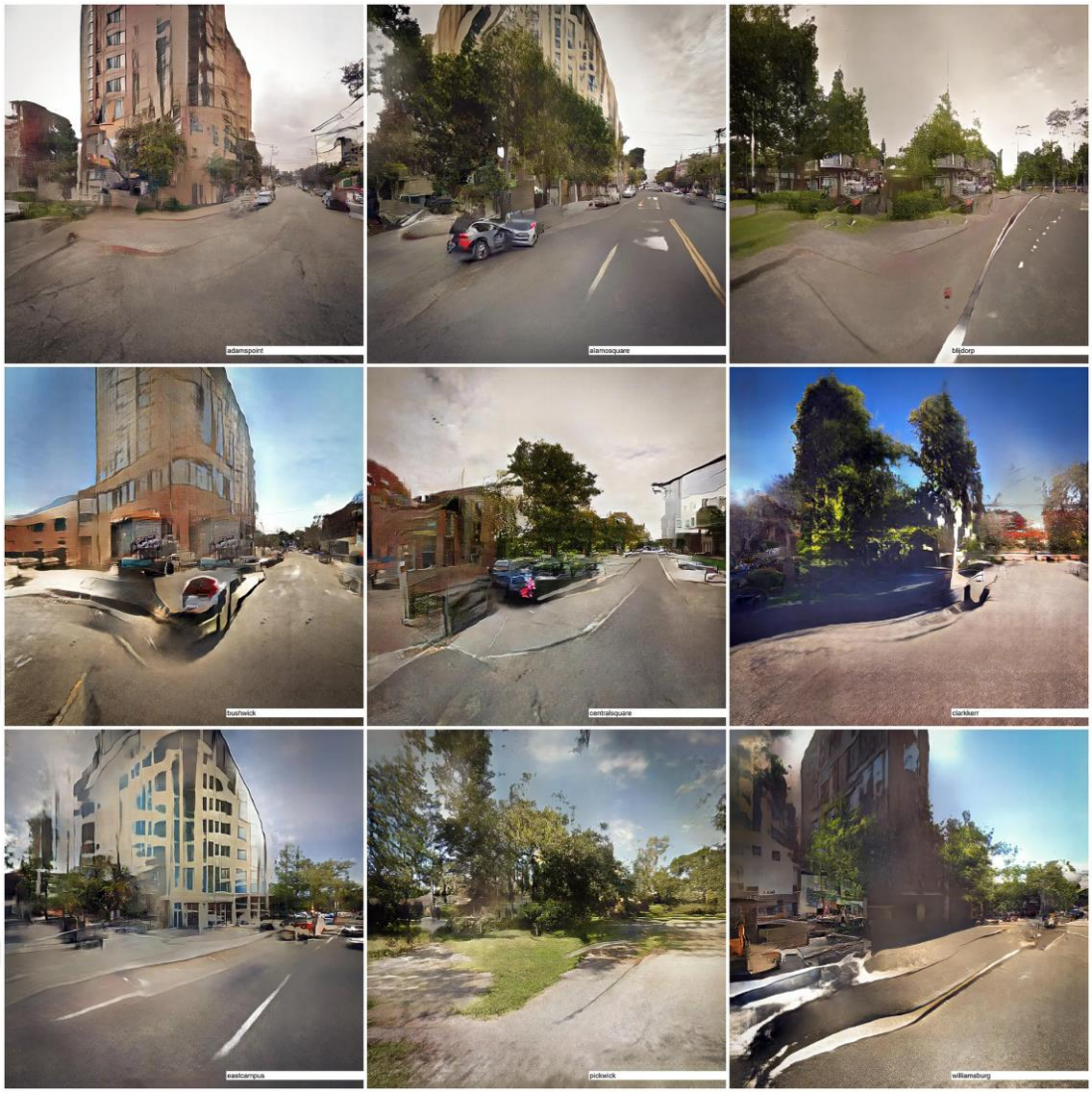
ayrıntılı ve dokulu bir dış cephe oluşturmaktadır (Şekil 3.10). Bu yaklaşım hem stile duyarlı hem de geometriye özgü sonuç ortaya çıkarmaktadır (Kelly vd., 2018).



Şekil 3. 10: Morphosis mimarlık ofisinden Tom Mayne tarafından geliştirilen FrankenGAN tarafından oluşturulan dış cepheler.

Kaynak: Kelly vd., Frankengan: Guided detail synthesis for building mass models using style-synchonized GANs, 2018.

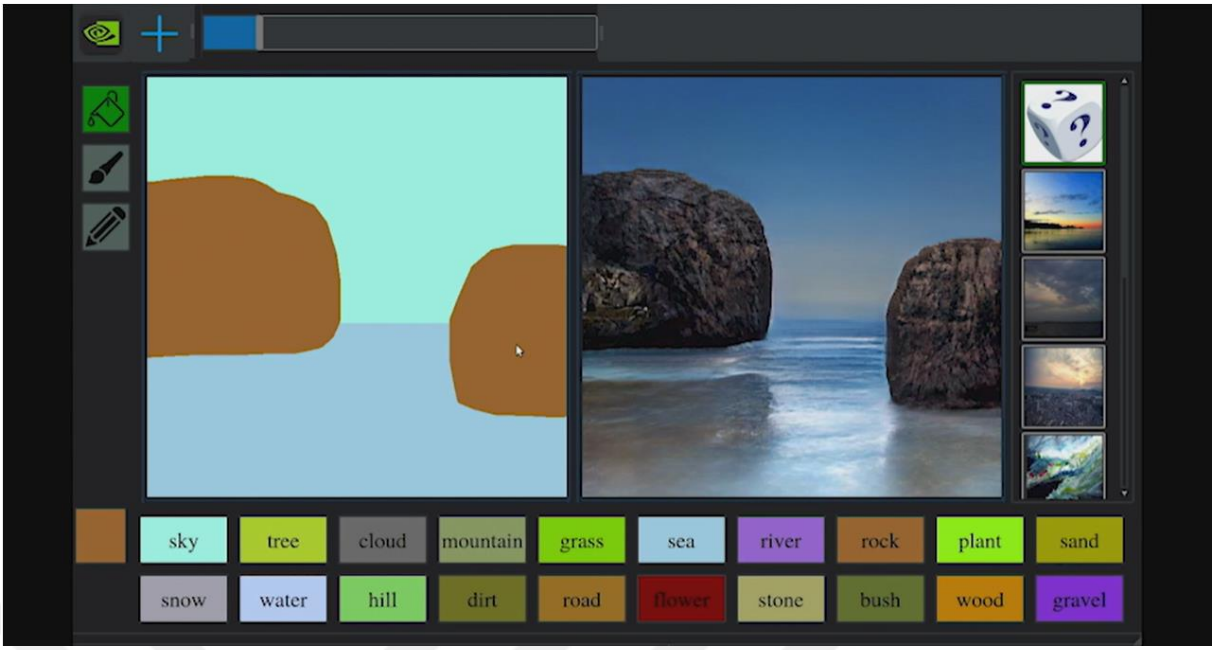
Mimari perspektif temsilinde alternatif bir yaklaşım olarak, bazı yapay zeka uygulamaları son zamanlarda, belirli ayrıntı düzeylerinin çıkarımına izin verererek, render işlemlerinin hesaplama süresini önemli ölçüde azaltma yeteneğini kanıtlamışlardır. 2019 yılında gerçekleştirilen GAN Loci projesi, bu yönde atılmış bir adımlardan biridir. Bu araştırma, başlangıçta beyaz ve nötr hacimlerin perspektif görünümlerini fotogerçekçi kentsel sahnelere dönüştürme uygulaması üzerinde geliştirilmiştir. Özellikle, belirli bir perspektif görünümü için GAN Loci, cephe benzeri dokular, yollar, sokak mobilyaları, yayalar, arabalar vb. nesneleri ekleyerek, mimari temsili geliştirmektedir (Şekil 3.11).



Şekil 3. 11: GAN Loci aracıyla oluşturulan sokak varyasyonları.

Kaynak: < https://towardsdatascience.com/gan-loci-e2bbd1b4926f> Erişim tarihi: 23.09.2024.

GAN Loci gibi GauGAN uygulaması da bu yaklaşımı daha genelleştirilebilir bir modele ölçeklendirilmiş ve kolaylaştırılmış bir arayüz içinde düzenlemiştir. (Şekil 25). Kullanıcı, su, dağ, gökyüzü gibi belirli anlamsal kategorilere karşılık gelen renk yamalarını yerleştirmekle sorumludur, GauGAN ise neredeyse anında sağ taraftaki pencerede işlenmiş bir çeviri sunmaktadır (Salian, 2019).

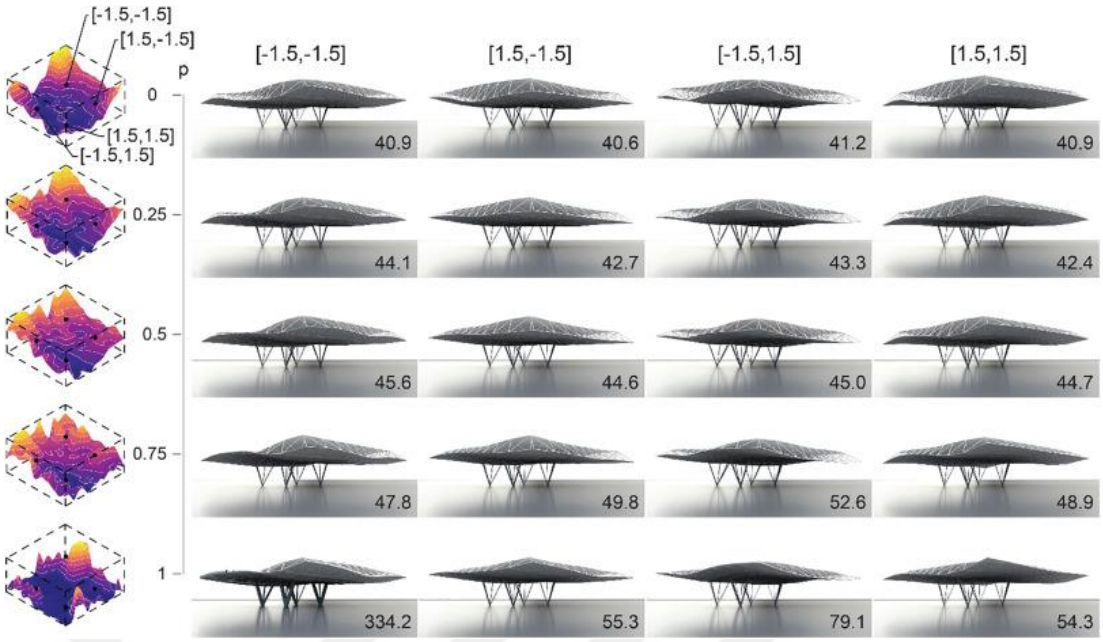


Şekil 3. 12: GauGAN uygulaması ile oluşturulan görüntü varyasyonları.

Kaynak: < https://blogs.nvidia.com/blog/gaugan-photorealistic-landscapes-nvidia-research/ > Erişim tarihi: 25.09.2024

2019 yılında Berkeley Üniversitesinde yapılan mimari eskiz aracı Sketch2Pix, mimari eskizleri yapay zeka ile destekleyen bir interaktif uygulamadır. Bu uygulama, Pix2Pix modelleri kullanarak mimari eskizleri otomatik görüntüden görüntüye çeviri süreçleri ile tasarım sürecine katkı sağlamaktadır. Kullanıcılar, kendi verileri üzerinde eğitilmiş Pix2Pix modelleri oluşturarak, el çizimi eskizlerden fotoğraf benzeri görüntülere dönüşüm yapabilirler. Bu süreç, özellikle mimari formların tasarımında renk, doku, malzeme ve gölge gibi özelliklerin eklenmesini sağlar. Sketch2Pix, kullanıcıların kendi verilerini kullanarak modelleri eğitmelerine ve bu modelleri kendi tasarım süreçlerinde kullanmalarına olanak tanımaktadır.

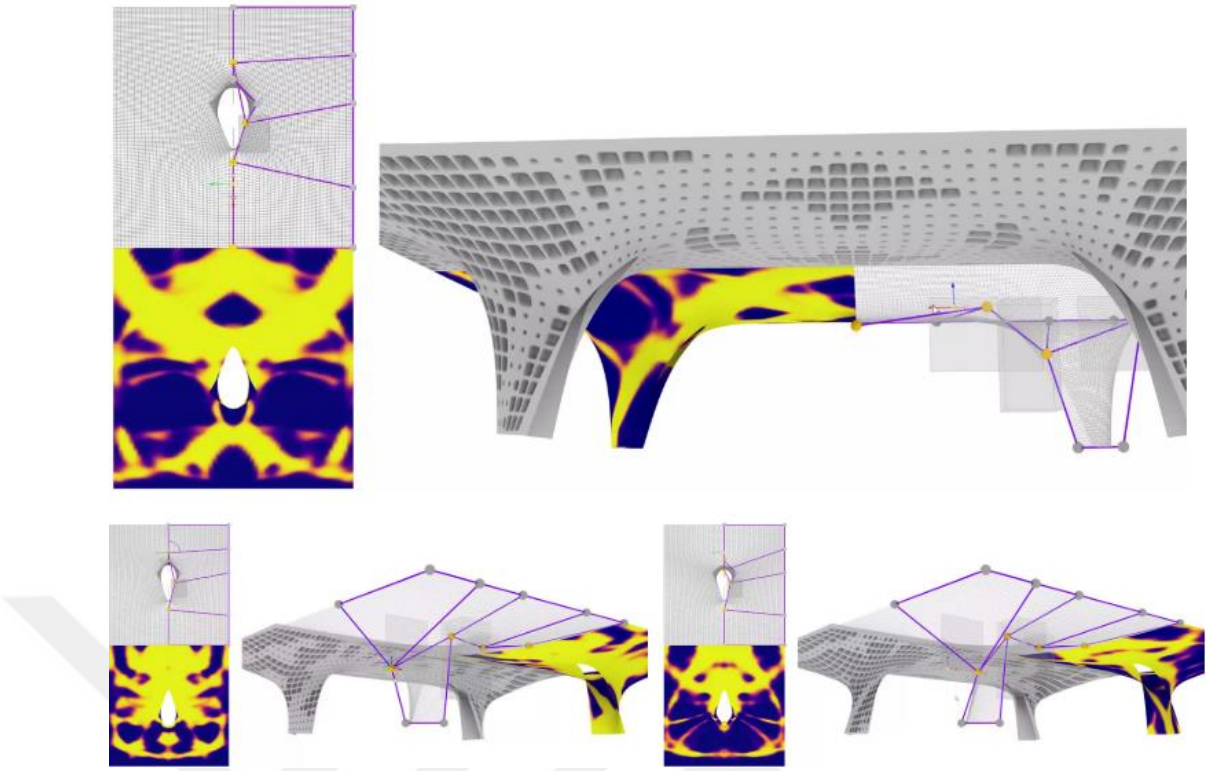
Yapısal bütünlük ve yapısal form bulmaya yönelik yapay zeka tabanlı modeller geliştirilmiştir. MIT'de yapılan çalışmalar mimarların ve tasarımcıların alternatif yapısal tasarım seçenekleri keşfetmelerine önemli ölçüde yardımcı olabileceğini, aynı zamanda yapısal olarak ilgili tasarımların analizlerini yapmalarını sağlayabileceğini kanıtlamıştır. Varyasyonel Otokodlayıcı kullanılarak yüksek performans standartlarını sağlayabilen kafes yapı koleksiyonları gibi çeşitli yapıların üretilebileceği üzerine çalışmalar yapılmıştır (Danhaive & Mueller, 2021).



Şekil 3. 13: MIT 'de geliştirilen yapısal bütünlük ve yapısal form bulmaya yönelik yapay zeka tabanlı modeller.

Kaynak: Danhaive, R., & Mueller, C. T., Design subspace learning: Structural design space exploration using performance-conditioned generative modeling, 2021.

MIT'de yapılan bir diğer çalışmada yapısal form bulma, ortaya çıkan şekillerdeki yüklerin dağılımına bağlı olduğundan, belirli bir tasarımın yapısal performansını ve gerekli yük dağılımını tahmin etmek için kullanılan bir değerlendirme modeli de geliştirilmiştir. Geleneksel yapısal yük değerlendirme yaklaşımı yerine, topolojik optimizasyon kullanılarak yapay zeka modelleri ile yük dağılımları çok daha hızlı tahmin edilebilmektedir. MIT'de yapılan yeni bir araştırma bu olasılığı göstermektedir. Değerlendirme modeli ile belirli bir kabuk yapı için optimum bir malzeme yük dağılımı tahmin edilmekte ve kabuk tasarımı açısından bir karar destek sistemi oluşturmaktadır (Danhaive, 2020).



Şekil 3. 14: Yapay zeka modeli tarafından tahmin edilen ve raporlanan belirli açıklık boyutlarına sahip serbest biçimli bir kafes levha sonuçları.

Kaynak: Renaud Danhaive, Structural Design Synthesis Using Machine Learning, 2020.

Yapay zekâ teknolojilerinin mimarlık alanındaki etkilerini değerlendirdiğimizde, bu dönüşümün yalnızca teknik düzeyde değil, aynı zamanda akademik, pedagojik ve pratik düzeylerde de kendini güçlü biçimde hissettirdiği görülmektedir. Bu bağlamda, konunun akademik literatürde ve araştırma pratiklerinde giderek artan bir ağırlık kazandığı açıktır. Son on yıl içerisinde, yapay zekâ ve mimarlık kesişiminde yayımlanan bilimsel makalelerin ve sunulan konferans bildirilerinin çeşitliliği ve sayısındaki gözle görülür artış, bu alanın akademik camiada ne denli önemsendiğinin güçlü bir göstergesidir. Bu akademik çalışma artışı, yalnızca yayınlarla sınırlı kalmamakta, aynı zamanda prestijli platformlarda da görülmektedir. Nitekim, 2021 Venedik Mimarlık Bienali'nde gerçekleştirilen çok sayıda panel, konuşma ve sunum, yapay zekânın mimarlık düşüncesi ve pratiği üzerindeki etkilerinin uluslararası ölçekte de tartışıldığını göstermektedir.

Bu gelişmelerle paralel olarak, mimari tasarım yazılımlarında yapay zekâ tabanlı araçların kademeli biçimde entegre edilmeye başlanması da dikkat çekicidir. Ana akım yazılımlarda gözlemlenen bu evrim, yapay zekânın mimarlık mesleğine daha doğrudan ve işlevsel bir şekilde entegre edilmesine olanak tanımaktadır. Autodesk Revit'in üretken tasarım (generative design) modülünü entegre etmesi veya Grasshopper platformu için geliştirilen çeşitli makine öğrenimi kütüphaneleri, mimarların bu teknolojilerle doğrudan temas kurmasını mümkün kılmaktadır. Bu durum, uygulayıcıların yapay zekâ destekli tasarım süreçlerine katılımını kolaylaştırmakta ve bu teknolojilerin sektöre daha hızlı entegre olmasını sağlamaktadır.

Bu teknolojik gelişmelere paralel olarak, mimarlık eğitimi alanında da dikkate değer bir değişim yaşanmaktadır. Üniversiteler ve mimarlık okulları bünyesinde açılan yeni dersler, atölye çalışmaları ve hatta lisans programları, mimar adaylarını yapay zekâ teknolojilerine yönelik bilgi ve becerilerle donatmayı hedeflemektedir. Böylece, mimarlık eğitimi yalnızca dijital temsil araçlarına değil, aynı zamanda hesaplamalı tasarım, veri analizi ve algoritmik düşünceye dayalı yeni bir pedagojik paradigma ile yeniden şekillenmektedir.

Yapay zekânın mühendislik, bilgisayar bilimleri ve veri bilimi gibi komşu disiplinlerdeki hızlı gelişiminin de mimarlık alanına önemli etkiler oluşturmuştur. Bu alanlardaki uygulamalardan elde edilen çıktılar, mimarlık bağlamında yeniden yorumlanmakta ve tasarıma entegre edilebilecek çözümler olarak karşımıza çıkmaktadır. Özellikle sürücüsüz araçlar, görüntü işleme, doğal dil işleme gibi alanlarda geliştirilen açık kaynaklı yapay zekâ araçları, mimarlığın da dâhil olduğu disiplinler arası bilgi paylaşımını ve teknolojik aktarımı teşvik etmektedir. Bu anlamda mimarlık disiplini, yapay zekânın gelişiminden yalnızca faydalanmakla kalmamakta; aynı zamanda bu teknolojilerin farklı bağlamlarda yeniden tasarlandığı ve uygulamaya geçirildiği üretken bir alan haline gelmektedir.

3.2.3. Bina Enerji Etkin Tasarım Üzerine Yapay Zeka Yaklaşımları

Günümüzde yapay zekâ, bina tasarım süreçlerinde enerji verimliliğini artırmak, sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşmak ve karbon emisyonlarını azaltmak amacıyla yaygın kullanım alanına sahip olduğu görülmektedir. Yapay zekâ tabanlı analiz ve optimizasyon araçları, binaların enerji tüketim modellerini çıkararak ısıtma, soğutma,

havalandırma ve aydınlatma gibi sistemlerin daha verimli çalışmasını sağlayan çözümler sunmaktadır. Ayrıca, iklim verileri, malzeme özellikleri ve kullanıcı davranışlarını içeren çok sayıda değişkeni entegre ederek, yapıların yaşam döngüsü boyunca enerji performanslarını optimize etmeye yönelik öngörüler geliştirmektedir.

Öte yandan, son dönemde gelişen tarayıcı tabanlı, daha hafif ve erişilebilir yapay zekâ destekli tasarım araçları da bu dönüşümün başka bir boyutunu temsil etmektedir. Spacemaker, Archistar, Delve, XKool ve CoveTool gibi platformlar, kullanıcıya düşük maliyetli, kolay erişilebilir ve sezgisel tasarım deneyimleri sunarak, yapay zekânın mimari tasarım süreçlerine entegrasyonunu demokratikleştirmektedir. Bu araçlar, özellikle erken tasarım aşamalarında veriye dayalı karar vermeyi destekleyen kullanıcı dostu arayüzleriyle dikkat çekmekte ve tasarımcıların enerji performansını daha bilinçli bir şekilde optimize etmelerine olanak tanımaktadır. Yapay zekâ destekli bu yeni nesil araçlar, geleneksel enerji simülasyon süreçlerine kıyasla daha hızlı ve otomatik çözümler sunarak tasarım sürecinde veri odaklı ve bütüncül bir yaklaşım benimsenmesini sağlamaktadır.

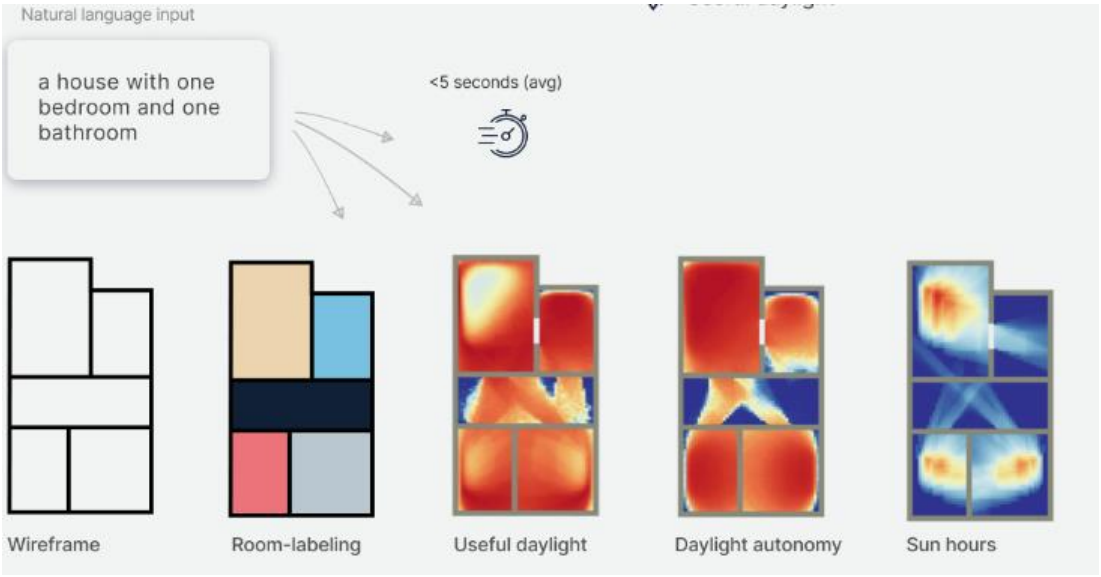
2017 yılında geliştirilen Cove Tool, bina enerji performansı analizi ve optimizasyonu için kullanılan kapsamlı bir yapay zeka destekli web tabanlı araçtır. Enerji kullanımı, karbon emisyonları, maliyet, ısıl konfor ve su tüketimi gibi çeşitli analizler sunar. Kullandığı yapay zeka algoritmaları ile simülasyonların daha hızlı yapılmasına olanak tanımaktadır. Yapılan analizlerle birlikte optimizasyon seçenekleri ile farklı tasarım alternatifleri karşılaştırılabilmekte ve yapay zeka desteği ile raporlanabilmektedir. Platform, sürdürülebilirlik ve performans analizini desteklemek, veri ve simülasyonlarla ürün görünürlüğünü artırmak ve gün ışığı, parlama ve enerji simülasyonlarına kolay bağlantılar sağlamak için tasarlanmış yapay zeka destekli vitrai.ai, projects assist, revgen tool ve api tool gibi ürünlerle tasarım destek sistemi oluşturmaktadır.



Şekil 3. 15: Cove Tool İklimsel analiz modelleme arayüzü ve model çıktı örnekleri.

Kaynak: <https://www.covearchitecture.com/ > Erişim tarihi: 21.09.2024

Son zamanlarda, iç mekan bina performansını tahmin etmek için bir dizi araştırma projesi de geliştirilmiştir. Tarafından geliştirilen DaylightGAN, bir kat planı ayak izi ve cephe açıklıkları verildiğinde, bir proje içindeki doğal ışığın potansiyel erişimini tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Yine aynı araştırmacı tarafından geliştirilen Architext aracı, doğal dil işleme ve semantik üretken yapay zeka araçlarını kullanarak mimari tasarımı sürecini geliştiren bir sistem oluşturmuştur. Sistem, mimari tasarım bilgisini derinlemesine anlamak için geniş bir metin ve konut odaları ve işlevlerine dayalı 6 kategoriye ayrılmış 250.000 konut kat planından oluşan sentetik bir veri kümesi üzerinden eğitilmiştir. Mevcut durumda plan üretimi yapan araç, çevresel performans metriklerini dahil edecek şekilde genişletilebileceğini ifade edilmektedir(Galanos et al., 2023).

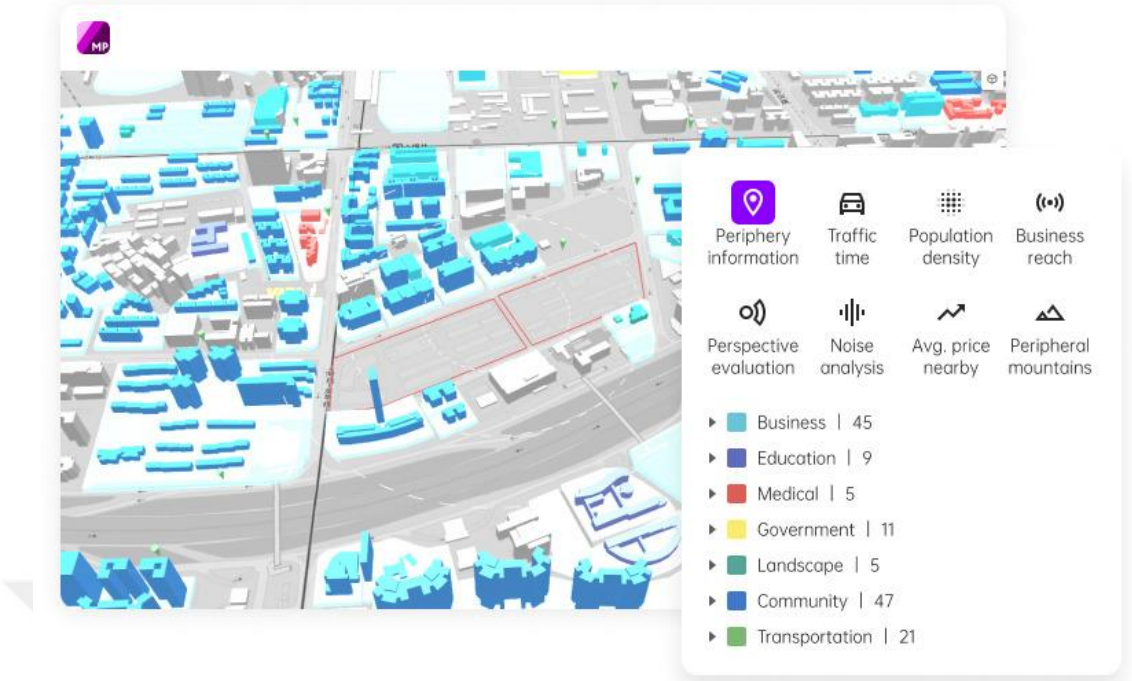


Şekil 3. 16: DaylightGAN aracı tarafından oluşturulan günışığı analizleri.

Kaynak: < https://architext.design/> Erişim Tarihi: 25.09.2024

XKool, 2016 yılında çinli mimarlar Wanyu He ve Xiaodi Yang tarafından geliştirilen, mimarlık ve inşaat sektöründe kullanılan yapay zeka destekli bir yazılım platformudur. XKool da yapay zeka teknolojisini kullanarak mimari tasarım ve planlama süreçlerini optimize etmeyi amaçlar. Otomatik bina tasarımı, mekan optimizasyonu, enerji verimliliği analizi ve maliyet hesaplamaları gibi özellikler içeren XKool, derin öğrenmeyle eğitilmiş modellere dayanarak tasarımları otomatik olarak oluşturmak ve ardından çeşitli değerlendirme modellerinden elde edilen sonuçları derleyerek tasarım sürecini kolaylaştırmak ve daha verimli hale getirmeyi amaçlamaktadır.

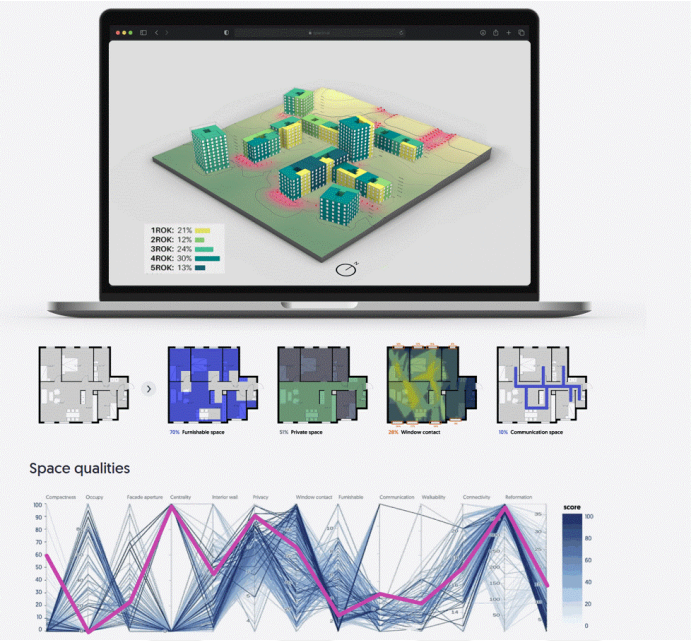
Xkool, çözüm üretmek için derin öğrenme ile birlikte üretken çekişmeli ağlar (da kullanır. Sonuçları değerlendirmek ve en iyi potansiyel çözümü belirlemek için projenin yapıldığı çevresel faktörleri de dikkate almaktadır.



Şekil 3.17: Xkool araxı arayüzü.

Kaynak: <https://www.archdaily.com/974602/solution-generation-cloud-based-editing-automatic-drawing-the-junior-ai-assistant-for-architects> Erişim Tarihi: 18.09.2024

Spacio, mimarlar ve mühendisler için bina tasarımı, analizi ve optimizasyonunu kolaylaştırmak üzere tasarlanmış kapsamlı bir web aracıdır. Kentsel ve yapısal olarak hızlı modelleme, otomatik saha modellemesi, yapılandırılmış BIM modelleri ve bina tasarım sürecinin çeşitli yönleriyle entegrasyon sağlar. Kentsel ve bina bağlamında hızlı modelleme için üretken yapay zeka araçlarını kullanmaktadır.



Şekil 3. 18: Spacio aracı arayüzü ve üretilen örnek çıktılar.

Kaynak: < https://spacio.ai/> Erişim Tarihi: 23.08.2024

Spacemaker, 2016 yılında Norveç'te kurulan şirket bünyesinde oluşturulan "Spacemaker" aracı, 2022 yılında Autodesk tarafından satın alınarak "Autodesk Forma" olarak kullanıma sunulmuştur. Dünyanın ilk yapay zeka destekli tasarım ve inşaat simülasyon yazılımı olarak tanımlanan Forma, inşaat sektöründeki profesyonellerin mimarlar, şehir planlamacıları, müteahhitler ve emlak geliştiricileri gibi profesyonellerin kompleks bina birimlerinden oluşan projeleri için çevresel verilerle tasarımı hızlı bir şekilde oluşturmalarını ve değerlendirmelerini sağlayan bir tasarım destek aracıdır. Bu amaca ulaşmak için Forma yazılımı, tasarım sürecinin erken evresinde fiziksel veriler, yönetmelikler, çevresel faktörler olmak üzere çeşitli verileri işleyerek kullanıcıların derin teknik uzmanlıklarının bulunmasına gerek kalmadan temel yoğunluk, güneş radyasyonu, gün ışığı, rüzgar ve mikro iklim gibi çevresel etkenler üzerinden gerçek zamanlı analizler gerçekleştirmektedir (Url-8).

Autodesk Forma ile kentsel ortamlardaki binalarla ilgili mimarlar tarafından tanımlanan tasarıma ait girdi verileri ve tercihlere dayanarak farklı çözümlerin binalarını üreten, optimize eden ve analiz eden bir motor geliştirmiştir. Proje alanı tanımlandıktan ve çeşitli kısıtlamalar ve parametreler girildikten sonra, yapay zeka motoru devreye girmekte ve tasarımcıya özgün optimize edilmiş çözümler

sunmaktadır. Forma, analiz altyapısında fiziki simülasyonları oluştururken, fiziki simülasyon, üretken tasarım ve optimizasyon modellerini desteklemek için derin öğrenme ile farklı makine öğrenmesi metotları kullanmaktadır.



Şekil 3. 19: Autodesk Forma arayüzü.

Kaynak:<https://www.autodesk.com/tr/products/forma/overview> Erişim Tarihi: 27.08.2024

3.2.4. Binalarda Veriye Dayalı Enerji Tahmin Modelleri Süreçleri

Makine öğrenimi ile oluşturulan tahmin modelleri, fiziksel bir sistemin ölçülen ya da simüle edilmiş verilerden öğrenen, girdiler ile çıktılar arasındaki matematiksel ilişkileri ortaya koyan veri odaklı sistemlerdir. Bu modeller, bir sistemin davranışını tahmin etmek veya kontrol etmek için hedef veriyi kullanır ve girdiler arasındaki ilişkileri çözümler. Makine öğrenimi algoritmaları, geleneksel modelleme yöntemlerinden farklı olarak, manuel olarak belirlenmiş parametreler yerine verilerden öğrenilen örüntüler aracılığıyla çözüm üreterek karmaşık veri yapılarında performans tahmini noktasında önemli bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır.

Son yıllarda yapı sektöründe, iklimsel özelliklere bağlı olarak bina konfor performansının göstergesi olan ısıtma ve soğutma yükleri, enerji tüketimi ve çevresel performansın farklı koşullarda tahmini için çeşitli makine öğrenimi teknikleri geliştirilmiştir. Sinir ağları, karar ağaçları ve destek vektör makineleri gibi teknikler,

enerji performansı analizi ve simülasyon süreçlerinde doğruluğu artırmak için yaygın olarak kullanılmaktadır (Sundar, 2018). Veriye dayalı bina enerji tüketimi tahmin modelleri, tahmin sürecinde geçmiş ve mevcut verilerden yararlanır. Bu süreç, bir binanın enerji performansını etkileyen fiziksel, çevresel ve operasyonel parametreleri analiz ederek, enerji tüketimindeki eğilimleri ortaya koyar.

Veri odaklı bir model geliştirme süreci genellikle dört temel adımla özetlenebilir:

1. Veri toplama ve temizleme,
2. Veri ön işleme ve dönüştürme,
3. Model eğitimi ve doğrulama
4. Model performans değerlendirme.

Her bir adım, sürecin doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak için dikkatle tasarlanmalıdır. Bu adımlar, yalnızca enerji performansı tahmini değil, aynı zamanda yapı sektöründe sürdürülebilirlik, maliyet azaltımı ve enerji verimliliği gibi hedeflerin gerçekleştirilmesine de katkı sağlar (D'Amico, 2020).

3.2.4.1. Veri Toplama ve Temizleme

Makine öğrenimi (ML) yaklaşımları, karmaşık bina enerji modellerinin (BEM) giriş-çıkış ilişkilerini yaklaşık olarak tahmin etmek ve basitleştirilmiş metamodeller geliştirmek için yaygın bir şekilde kullanılmaktadır (Jaffal & Inard, 2017). Makine öğrenimi (ML) modelleri, hesaplama süresi ile doğruluk arasında bilinçli bir denge kurarak, küçük düzeydeki doğruluk kayıplarını tolere edecek şekilde hızlı bina performansı simülasyonu (BPS) sonuçları sağlamayı hedeflemektedir (Østergård et al., 2018). Erken tasarım aşamalarında bina ile ilgili mevcut bilgilerin sınırlı ve belirsiz olması, bina performansı simülasyonunun (BPS) temel amacını kesin enerji tahminleri yapmak yerine, tasarım seçeneklerini karşılaştırma ve sınıflandırma olarak şekillendirmektedir. Bu doğrultuda, erken aşamalar için zaman açısından verimli makine öğrenimi (ML) modelleri önemli bir çözüm olarak öne çıkmaktadır. Ancak bu yaklaşım, farklı tasarım konfigürasyonlarının enerji kullanımını doğru bir şekilde tahmin edebilecek bir ML modelinin geliştirilmesini gerektirmektedir (Singh vd., 2022).

Makine öğrenimi tabanlı tahmin süreçlerinin başarısı, doğru, yeterli ve anlamlı bir veri kümesi ile başlar. Veri toplama aşaması, enerji tüketimi tahminlerinde kritik bir rol oynar ve enerji performansını etkileyen tüm değişkenleri kapsayacak şekilde dikkatle tasarlanmalıdır. Bu süreç, enerji tüketimini etkileyen bina yaşı, yapısal malzemeler, pencere-yüzey oranı vb. bina özelliklerinin yanı sıra dış hava sıcaklığı, nem oranı, güneş ışınımı gibi çevresel faktörlerin toplanmasını içermektedir. Yılmaz (2023) çalışmasında, geniş bir bina veri tabanı kullanılarak enerji performansı tahmini yapılmış ve veri çeşitliliğinin model doğruluğu üzerinde doğrudan bir etkisi olduğu gösterilmiştir (Yılmaz vd., 2023).

Veri toplama yöntemleri genellikle sahadan ölçüm yapma, bina bilgi modelleme (BIM) sistemlerinden veri çekme veya mevcut veri setlerini kullanma şeklinde gerçekleştirilir. Özellikle BIM tabanlı yaklaşımlar, bina geometrisi ve malzeme özellikleri gibi verilerin hızlı bir şekilde elde edilmesini sağlar.

Literatürde yapılan bazı çalışmalar eğitim veri setinin artırılmasının tahmin doğruluğunu iyileştirdiğini göstermiştir (Banko & Brill, 2001). Görüntü sınıflandırma ve dil işleme ile çeviri gibi makine öğrenimi uygulamalarında, eğitim verisi hacminin önemli ölçüde doğruluğu arttırdığı kanıtlanmıştır (Cho et al., 2015; Hestness et al., 2017). Bir başka çalışma ise eğitim veri setinin boyutunun ML tabanlı enerji tahminlerinin doğruluğunu geliştirdiğini ortaya koymuştur. Farklı boyutlardaki eğitim veri setleri için çeşitli ML algoritmalarının verimliliği incelenmiş ve bu çalışmalar, öğrenme algoritmasından bağımsız olarak, eğitim veri setinin boyutunun artmasıyla model genelleştirme yeteneğinin iyileştiğini göstermiştir (Van Gelder et al., 2013). Ancak, yeni örneklerin toplanması kaynak gerektirir. Araştırmacılar, eğitim veri örneklerinin tahmin doğruluğuna etkisini inceleyerek eğitim veri setindeki anomalileri analiz etmiştir (Singh, 2022).

Latin hiperküp veya Sobol gibi örnekleme yöntemleri, tasarım alanındaki örneklerin dağılımını optimize ederek parametre etkileşimlerini yakalamayı amaçlamaktadır. Benzer şekilde, çeşitli eğitim örneklerine sahip veri setleri, ilgili parametre etkileşimlerini yakalayarak ML modelinin eğitilmesini sağlayabilmektedir.

Erken aşama BEM'ler, farklı şekiller ve geniş bir teknik özellik aralığını içeren çeşitli tasarım parametrelerinden oluşmaktadır. Bu modellerde, bina geometrisi ile bina özellikleri arasındaki karmaşık etkileşimleri doğru bir şekilde yakalayabilen bir ML modeli geliştirmek zordur. Genelleme yeteneğini artırmak amacıyla büyük eğitim veri setlerinin kullanımının, diğer makine öğrenimi (ML) uygulamalarında etkili olduğu gösterilmiştir. Ancak, BEM'ler belirli alanlara özgü bir dizi karmaşıklık barındırmaktadır. Bu karmaşıklık arasında, bina bileşenlerinin hiyerarşik yapısı, parametreler arasındaki doğrusal olmayan etkileşimler, geçici ısıl davranışlar ve karmaşık geometrik temsiller yer almaktadır. Söz konusu özellikler, BEM'leri diğer ML uygulamalarından ayırmakta ve genelleme yeteneğini geliştirmek için özel veri toplama stratejilerinin araştırılmasını gerektirmektedir (Singh, 2022).

Bina geometrisinin tanımlanması yalnızca makine öğrenimi tabanlı yaklaşımlar için değil, aynı zamanda mimari tasarım, modelleme ve enerji simülasyonu yaklaşımları için tanımlanması gereken bir alan olarak karşımıza çıkmaktadır. Bina modelinin mimari temsilden geçerli bir simülasyon modeline dönüştürülmesi süreci, hem bina performansı simülasyonu (BPS) araştırmacıları hem de uygulayıcıları için önemli bir zorluk teşkil etmektedir. Mimari modelin simülasyon modeline dönüştürülmesini iyileştirmek için üç temel strateji bulunmaktadır. (Goldstein vd, 2014) Bir binanın iç mekanının manuel olarak çok yüzeyli (polyhedral) bölgelere ayrılmasını içeren geleneksel enerji modelleme yaklaşımını içeren strateji ile bina bilgi modellemesi (BIM) yönergeleri oluşturularak otomatik olarak üretilen simülasyon modelinin kalitesinin artırılması amaçlanmaktadır (Maile vd., 2013).

İkinci modelleme stratejisinde ise binanın her alanını boşluksuz ve çakışma olmadan manuel olarak tanımlama konusunda duvarlar, döşemeler ve diğer fiziksel bina elemanları temel alınarak alanların otomatik olarak oluşturulmasını hedeflemektedir (Jones vd., 2013).

Üçüncü modelleme stratejisi ise ayrıntılı modelleme yönergeleri ve gelişmiş model dönüşüm araçlarına ihtiyaç duymadan simülasyon algoritmalarının geliştirilmesini veya yeniden tasarlanmasını içermektedir. Bu modelleme stratejisinin en önemli yöntemlerinden birisi olan voksel tabanlı algoritmalar, bina geometrisini temsil etmenin beş temel yönteminden biri olup, parametrik modelleme, yapısal katı modelleme, sınır temsilleri ve katı temsil modelleri gibi alternatif yöntemlerden daha

basit ve esnek bir çözüm sunmaktadır. Parametrik modelleme, dikdörtgen prizma, silindir ve küre gibi temel geometrik öğelerle bina bileşenlerini tanımlanması ve her bir öğenin konum, yön, uzunluk, genişlik, yükseklik ve yarıçap gibi parametrelerle ifade edilmesiyle oluşturulan bu yöntem Bina Bilgi Modellemesi (BIM) sistemleri uyumlu bir yapıya sahiptir. Voksel modelinde, modellenen nesne üç boyutlu bir küp dizisi (voxel matrix) olarak tanımlanmakta ve her voksel belirli malzeme özellikleriyle ilişkilendirilmektedir. Bina geometrisini detaylı analizi için modelin kalitesi voksel boyutunun küçültülmesi ve çözünürlüğünün artırılmasıyla iyileştirilebilmektedir (Maile vd., 2013).

Bina erken tasarım aşamasında tasarımcılar, belirsiz bir senaryoda bina kütlesi modeli geliştirmekte ve bu varyasyonlar üzerinde çeşitli denemeler yapılmaktadır (Konis vd., 2016). Bu nedenle, farklı bina formları ile birlikte çeşitli tasarım varyasyonları için enerji performansını doğru bir şekilde tahmin edebilecek bir makine öğrenimi (ML) modeline ihtiyaç duyulmaktadır (Han vd., 2018). Önceki çalışmalar, sabit bir bina geometrisi veya esnek boyutlara sahip dikdörtgen bir şekil için tahmin modelleri geliştirmiştir (Hollberg vd., 2018; Hygh vd., 2012); ancak bu modeller, erken tasarım aşamaları için uygun değildir. Çeşitli çalışmalar, bina geometrisi ve teknik özelliklerin enerji performansı üzerindeki etkilerini ortaya koyan kompaktlık, yüzey alanı, duvar ve çatı alanı gibi bina bileşenlerini ele alan sabit bir veri seti üzerinden enerji tahmin modeli geliştirmiştir (Castelli vd., 2015; Ghasemkhani vd., 2022; Moayedi & Mosavi, 2021; Salami vd., 2023; Tsanas & Xifara, 2012; Yan vd., 2023) Kural tabanlı bu çalışmalar her ne kadar bina geometrisini etkileyen parametreleri ele alsalar da , erken tasarım aşamasında bina enerji değerlendirmesinde, geometrik özellikler ile ısıl davranışlar arasındaki karmaşık etkileşimleri yeterince yansıtamamaktadır. Ayrıca bu veri setlerinden oluşan tahmin modelleri, erken tasarım aşamasında, tasarımcı tarafından verilecek bir özel geometri girdi verisine karşılık gelebilecek bir tahmin varyasyonu içermeyebilir.

Liu vd, çalışmalarında, bina geometrisine dayalı veri seti üretimi için parametrik modelleme yaklaşımını kullanmıştır. Bu kapsamda, Grasshopper ve Rhino platformları kullanılarak koridor tipi ve atrium tipi olmak üzere iki farklı bina düzeni oluşturulmuş ve bu düzenlere ilişkin parametrik değişkenler tanımlanmıştır. Tanımlanan parametrik değişkenler arasında oda boyutları, kat yükseklikleri ve pencere-yüzey oranları gibi bina ısıl performansını etkileyen temel özellikler yer

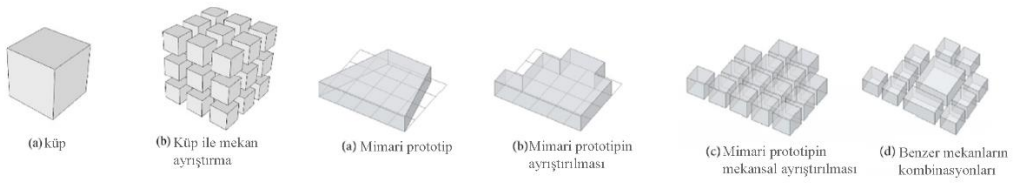
almıştır. Bu parametrik modeller üzerinden, toplamda 4000 farklı tasarım varyasyonu üretilmiş ve bu varyasyonlara ilişkin enerji tüketimi değerleri, ısıl konfor oranı ve ilk yatırım maliyeti gibi performans kriterleri simüle edilmiştir. Bu yaklaşım ile birlikte bina geometrisinin çeşitliliğini artırarak daha kapsamlı bir veri seti oluşturmayı ve böylece enerji performansı tahmini için kullanılan makine öğrenimi modellerinin genelleştirme yeteneğini iyileştirmek hedeflenmiştir.(Liu vd., 2024)

Erken tasarım aşamasında bina geometrisi üzerine enerji tahmin edilmesine yönelik bir başka çalışmada ise, bina geometrisine dayalı veri seti üretimi için parametrik modelleme ve simülasyon yöntemleri kullanılmıştır. Grasshopper ve Rhinoceros platformları kullanılarak poligon, piksel, harf ve yuvarlak formlar gibi dört farklı bina formu ailesi parametrik olarak modellenmiş ve enerji performansı üzerindeki etkileri değerlendirilmiştir. Oluşturulan formlar yatay ve dikey eksende yüzey alanlarına göre ayrıştırılarak, hücre özellikleri tanımlanmıştır. Her form için farklı ayrıştırma boyutları önerilen çalışmada, piksel form olarak nitelendirilen form türü için her bir hücrenin boyutu en fazla 4 m olacak şekilde sınırlandırılmıştır. Oluşturulan veri setinde toplam 500 bina form varyasyonu, 1726 iterasyon sayısı ile , yapay sinir ağı (ANN) tabanlı bir modelin eğitimi için kullanılmıştır.(Khalil vd., 2023)

Makine öğrenimi tabanlı bina enerji tüketim değerlendirme tahmin modeli açısından parametrik modelleme yöntemini benimseyen bir başka çalışmada ise bina geometrisi, fiziki simülasyon için parametrik bir modelleme çerçevesinde tanımlanmış ve farklı tasarım varyasyonlarını destekleyecek şekilde genişletilebilir bir geometri üretim yöntemi uygulanmıştır. Modelleme sürecinde, bina ısıl bölgeleri "bina blokları" yaklaşımıyla düzenlenmiş, her bölge x, y ve z eksenlerinde tanımlanmış koordinatlarla oluşturulmuştur. Bu yöntem, bina yüzeyleri, pencereler, tavanlar ve zemin gibi bileşenlerin koordinatlara dayalı standartlaştırılmasını sağlamıştır.(X. Li vd., 2022)

Benzer bir diğer çalışmada ise, bina geometrisi iki farklı yöntem ile ayrıştırılarak geometrik tanımlama yapılmıştır. İlk yöntem olan Karakter ayrışma yönteminde binayı fiziksel özelliklerine göre basit dışbükey çokgen gövdeler halinde ayrıştırarak binanın tanımlanması hedeflenmiştir. İkinci yöntem olan mekânsal homojenizasyon ayrıştırma yönteminde ise bina düzenini eşit boyutlarda ızgaraya yerleştirip 4x4x4 metrelik kübik alanlara bölerek enerji tüketimini birim bazında hesaplanması hedeflenmiştir. Her iki yöntem de enerji tahminlerini kolaylaştırmak ve farklı

geometrik formların performansını değerlendirmek için yapılan yapay sinir ağı tabanlı tahmin modelinde %90.6 ile %99.7 aralığında doğruluk sonuçları elde edilmiştir..(Z. Li vd., 2019)



Şekil 3. 20: Mimari formun "küp" formu ile ayrıştırılması.

Kaynak: Zwei Li, An ANN-based fast building energy consumption prediction method for complex architectural form at the early design stage, 2019.

Bina enerji tüketimini kentsel morfoloji ile birlikte ele alan bir başka çalışmada ise, bina geometrisine dayalı veri seti üretimi için modüler bina hücreleri (BMC) yöntemi kullanılmıştır. 8 × 8 m'lik bir temel modül ve 4 m kat yüksekliği üzerinden parametrik modelleme yapılmış, yaklaşık 30.826 farklı form kombinasyonu oluşturulmuştur. Grasshopper ve Python tabanlı algoritmalar kullanılarak, bina formları enerji performansı ve kentsel yoğunluk açısından optimize edilmiştir. Formlar, mantıksal bağlantı kuralları ve çevresel veriler dikkate alınarak soğutma ve ısıtma taleplerini simüle etmek için kullanılmıştır (Javanroodi et al., 2019).

Yapılan çalışmalar, bina enerji modeli çalışması üzerinden üretilecek olan verilerin bu küplerin genişleme koşulları ise tasarım alanının kapsayıcı bir şekilde taranmasını ve daha çeşitli bir veri setinin elde edilmesini sağlamıştır.

Bu yöntemin amacı, hem parametrik modelleme sürecini esnek tutmak hem de enerji performansı tahmin modellerini eğitmek için gerekli olan çeşitli bina geometrilerini hızlı ve sistematik bir şekilde üretmektir. Bu şekilde elde edilen veri setleri, farklı bina tasarımlarını kapsayarak genelleştirme yeteneğini artırır ve erken tasarım aşamalarında enerji performansı değerlendirmesini daha etkili hale getirir

3.2.4.2. Veri Ön İşleme ve Dönüştürme

Bununla birlikte, elde edilen ham veriler genellikle eksik, hatalı veya tutarsız bilgiler içerebilir. Bu durum, verilerin temizlenmesi ve işlenmesi gerekliliğini meydan getirir. Eksik veriler için "ortalama tamamlama" veya "regresyon temelli tamamlama" gibi yöntemler kullanılabilir. Alammar (2022), eksik verilerin tamamlanmasıyla model doğruluğunun %12 oranında artırılabileceğini göstermiştir (Alammar, 2022).

Bu aşamada, toplanan verilerin homojen bir forma getirilmesi de önemlidir. Veriler arasındaki ölçek farklılıklarını gidermek için normalizasyon veya standartlaştırma gibi yöntemler kullanılabilir. Özellikle enerji performansı tahminlerinde, giriş değişkenlerinin farklı ölçeklerde olması modelin öğrenme sürecini olumsuz etkileyebilir. Bu nedenle, veri temizleme ve hazırlama süreci, enerji tüketimi tahminlerinin hassasiyetini artırmak için dikkatlice uygulanmalıdır.

Makine öğrenme algoritmalarının etkili bir şekilde çalışabilmesi için, veri setindeki anlamlı özelliklerin belirlenmesi ve gereksiz özelliklerin elenmesi gereklidir. Bu süreç hem modelin doğruluğunu artırır hem de modelin hesaplama maliyetlerini düşürür. Özellik seçimi, enerji performansı tahminlerinde, modelin yalnızca en etkili değişkenleri öğrenmesini sağlayarak tahmin doğruluğunu artırır. Bina yüzey alanı, bina malzemesi özellikleri ve bina oryantasyonu gibi faktörlerin enerji tüketimi üzerinde önemli etkileri olduğu bilinmektedir.

Özellik seçimi süreci, istatistiksel yöntemler veya makine öğrenimi tabanlı algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilebilir. "Boruta" gibi algoritmalar, her bir özelliğin hedef değişken üzerindeki etkisini değerlendirir ve yalnızca anlamlı olan özellikleri seçer Ayrıca, enerji tahmin modellerinde kullanılan özelliklerin lineer olmayan ilişkilerini ortaya çıkarmak için "ana bileşen analizi" gibi yöntemler de kullanılabilir. Bu tür yöntemler, veri setinin boyutunu azaltarak modelin daha hızlı ve etkili çalışmasını sağlar.

Veri dönüşümü ise, özelliklerin makine öğrenimi algoritmalarına uygun hale getirilmesini içerir. Kategorik değişkenler, "one-hot encoding" yöntemiyle sayısal değerlere dönüştürülürken, sürekli değişkenler belirli bir aralıkta normalize edilebilir. Bina enerji tüketimini tahmin eden bir modelde, bina geometrisi ile ilgili verilerin normalize edilmesi, modelin bu verilerle daha etkili çalışmasını sağlar. Ayrıca, bina

özellikleri ve meteorolojik veriler gibi farklı veri türlerini birleştirerek modelin tahmin gücünü artırmak da bu süreçte önemlidir.

3.2.4.3. Model Seçimi, Eğitimi ve Doğrulama

Makine öğrenimi süreçlerinde algoritma seçimi, modelin karmaşıklığı, doğruluğu ve uygulanabilirliği üzerinde doğrudan etkili olan bir aşamadır. Bina enerji performansı tahminlerinde, genellikle doğrusal olmayan ilişkileri modelleme yeteneğine sahip algoritmalar tercih edilir. Bu algoritmalar arasında Destek Vektör Makineleri (SVM), Yapay Sinir Ağları (ANN) ve Random Forest (RF) gibi yöntemler öne çıkmaktadır.

Algoritma seçimi sırasında, uygulamanın hedefleri ve veri setinin özellikleri dikkate alınmalıdır. Veri setinin çok büyük olduğu durumlarda, hesaplama maliyetlerini düşürmek için daha hızlı çalışan algoritmalar tercih edilebilir. Bunun yanı sıra, hiper parametre optimizasyonu da algoritma seçimi sürecinin önemli bir parçasıdır. Bu süreçte, "Grid Search" veya "Random Search" gibi yöntemler kullanılarak algoritmanın parametreleri optimize edilir ve model performansı artırılır. Özellikle ANN gibi karmaşık algoritmalar için, öğrenme oranı ve katman sayısı gibi parametrelerin doğru bir şekilde ayarlanması kritik öneme sahiptir.(Jihad & Tahiri, 2018)

Ayrıca, birden fazla algoritmanın bir arada kullanıldığı topluluk öğrenme (ensemble learning) yöntemleri de enerji tahmini problemlerinde etkili sonuçlar verebilir. Gradient Boosting veya XGBoost gibi yöntemler, doğruluğu artırmak ve overfitting'i azaltmak için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu tür yöntemler, birden fazla modelin çıktısını birleştirerek daha sağlam ve güvenilir tahminler sunmaktadır.

Model eğitimi, makine öğrenimi süreçlerinin en kritik aşamalarından biridir. Bu aşamada, model veri setindeki örüntüleri öğrenir ve daha sonra doğrulama veri seti üzerinde test edilir. Eğitim sürecinde, modelin tahmin hatalarını minimize etmek için çeşitli optimizasyon algoritmaları kullanılır. Gradyan İnişi vb. yöntemler, tahmin hatalarını adım adım azaltarak modelin öğrenme sürecini yönlendirmektedir. Model Eğitimi: Seçilen model, hazırlanan veri seti kullanılarak eğitilir. Bu aşamada, modelin parametreleri, verideki örüntüleri en iyi şekilde yakalayacak şekilde optimize edilir. Kaynaklar, farklı parametrelerin modelin performansını etkileyebileceğini gösterir ve bu parametrelerin optimize edilmesi gerektiğini vurgulamaktadır (Seyedzadeh, 2020).

3.2.4.4. Model Performans Değerlendirme

Makine öğrenimi algoritmalarının güvenilirliklerini ve performanslarını değerlendirmek amacıyla, modellerin beklenen ve tahmin edilen değerleri arasındaki farklılıkları vurgulayan artıkların dağılımı üzerinde bir analiz yapılması gereklidir. Bu analiz, dağılım grafikleri kullanılarak görselleştirilebilir.(D'Amico, 2020) Modellerin performansını veya doğruluğunu değerlendirmek için, gerçek ve tahmin edilen sonuçlara dayalı çeşitli ölçümler hesaplanır. Bunlar arasında Varyasyon Katsayısı (CV), Ortalama Sapma Hatası (MBE), Ortalama Kare Hatası (MSE), Karekök Ortalama Kare Hatası (RMSE), Ortalama Kare Yüzde Hatası (MSPE), Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) bulunmaktadır. (Seyedzadeh, 2020)

Detaylı bir şekilde, bir modelin hataları üzerinde yapılan derinlemesine istatistiksel bir analiz, aşağıdaki beş değerlendirme kriterini karşılamalıdır.(D'Amico, 2020)

- Ölçüm geçerliliği,
- Güvenilirlik,
- Yorumlama kolaylığı,
- Sunum netliği
- İstatistiksel değerlendirme desteği.

Ortalama Mutlak Hata (MAE) (Denklem 3.2), beklenen ve tahmin edilen çıktı değerleri arasındaki doğrudan sapmayı ifade eder (D'Amico, 2020).

$$\boldsymbol{MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} |x_i \vdash y_i|} \qquad \boldsymbol{(3.1)}$$

Ortalama Karesel Hata (MSE) ile bir modelin hedef değerleri ile tahmin edilen değerler arasındaki değişken hesaplanır (Denklem 3.2).

$$\boldsymbol{MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (x_i - y_i)^2} \qquad \boldsymbol{(3.2)}$$

Ortalama Karekök Hata (RMSE), tahmin edilen ve beklenen değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasının karekökünü ifade eder (Denklem 3.3).

$$\boldsymbol{RMSE} = \sqrt{\frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{N}}\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{N}} (\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{y_i})^{\mathbf{2}}} \qquad (\mathbf{3.3})$$

Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE), tahmin edilen ve beklenen değerler arasındaki mutlak yüzde sapmayı değerlendirir. Bu metrik, bir modelin çıktı kalitesini ölçmek için kullanılabilecek hata boyutunu yüzdesel olarak ifade eder (Denklem 3.4).

$$\boldsymbol{MAPE} = \mathbf{100} \cdot \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{N}}\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{N}} \frac{|\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{y_i}|}{\boldsymbol{x_i}} \qquad (\mathbf{3.4})$$

Mutlak Değişim Yüzdesi/Açıklayıcılık Katsayısı (R^2), bir modelin gerçek veri noktalarını ne ölçüde yaklaştırdığını değerlendiren bir ölçüttür ve modelin öngörülebilirlik derecesini ifade eder. R^2 değeri ne kadar yüksekse, geliştirilen model o kadar verimli kabul edilir. Bu ilişki, aşağıdaki denklem ile tanımlanır (Denklem 3.5).

$$\boldsymbol{R^2} = \mathbf{1} - \frac{\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{N}} (\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{y_i})^{\mathbf{2}}}{\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{N}} (\boldsymbol{x_i} - \bar{\boldsymbol{x}})^{\mathbf{2}}} \qquad (\mathbf{3.5})$$

Tahmin modelinde elde edilen sonuçlar, mümkün olan en az girdi verileriyle geliştirilmesine yön vermektedir. R değeri, tahmin değeri ve gerçek değer arasındaki uzaklığın ifadesi; R2, tahmin modelinin doğruluk oranı katsayısıdır. R ve R^2 değerlerinin 1'e yakın olması beklenir. Bu katsayı değerlerinin yüksek olması tahmin sonucunun iyi olduğunu gösterirken hata ölçüleri olan MSE, RMSE ve MAE metriklerinde ise düşük değerler, tahmin performansının yüksek olduğunu göstermektedir (Seyedzadeh, 2020) .

3.3. Binalarda Veriye Dayalı Enerji Tüketim Modelleri Yöntemleri

Bina enerji performansının değerlendirilmesinde yapay zekâ ile yapılan tahmin modelleri veriye dayalı modelleme tekniklerinin genel bir çerçevesi olarak da ele alınmaktadır. Yapay zekâ temelli enerji tüketimi değerlendirme yaklaşımları, veri üzerinden öğrenme yoluyla tahmin üretmeyi amaçlayan yöntemlerden oluşmaktadır. Bu yöntemler, temel olarak istatistiksel modeller ve makine öğrenmesi modelleri olmak üzere iki ana başlık altında sınıflandırılmaktadır. İstatistiksel modeller, belirli varsayımlar altında enerji tüketimi ile bina özellikleri arasındaki ilişkileri matematiksel formüllerle açıklamayı hedeflemektedir. Makine öğrenmesi modelleri ise daha geniş veri kümeleri üzerinden örüntüleri otomatik biçimde öğrenen ve yüksek doğrulukta tahminler üretebilen algoritmalardan oluşmaktadır. Bu iki yaklaşımın temel farkı, öğrenme mekanizması ve veriyle kurduğu etkileşim biçiminde yatmaktadır. Bu çalışma, yapay zekâ kapsamındaki bu iki veri temelli modelleme yaklaşımını karşılaştırmalı olarak ele almayı amaçlamaktadır.

3.3.1. İstatistiki Model Yöntemleri

İstatistiksel yöntemler (istatistiksel regresyon veya regresyon yöntemleri olarak da adlandırılır, değişkenler arasındaki ilişkileri tahmin etme yöntemini kullanmaktadır. (Yildiz et al., 2017).Bu yöntemler, araştırmacıların belirli bir bağımsız değişkenler kümesi için minimum ortalama kare hatayı (MMSE) tahmin ederek bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkilerin anlaşılmasını sağlamaktadır. En yaygın istatistiksel yöntemler arasında doğrusal regresyon, aşamalı regresyon, destek vektör regresyon (SVR), sıradan en küçük kareler regresyonu (OLSR), çok değişkenli uyarlanabilir regresyon çizgileri (MARS) ve lojistik regresyon yer almaktadır.

Hesaplama kolaylığı, hızı ve makul doğruluk seviyesi nedeniyle istatistiksel yöntemler, bina enerji tahmini için pratikte en yaygın kullanılan yöntemlerdir. değişken arasındaki ilişkinin doğrusal olmadığı durumlarda doğrusal olmayan regresyon veya lojistik regresyon gibi modeller tercih edilir.

3.3.1.1. Çoklu Doğrusal Regreasyon Modeli

Çoklu doğrusal regresyon (MLR), bağımlı bir değişken ile birden fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi modellemek için kullanılan bir yöntemdir. Kullanım kolaylığı nedeniyle MLR modelleri, bina enerji yüklerini tahmin etmek amacıyla yaygın olarak kullanılmıştır.(Wang & Srinivasan, 2017)

Çoklu doğrusal regresyon modelinin matematik modeli Denklem 3.6' da verilmiştir.

$$\boldsymbol{y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k + \epsilon} \qquad (\mathbf{3.6})$$

- y: Bağımlı değişken (yanıt değişkeni).
- x_1, x_2, …x_k: Bağımsız değişkenler (regresörler).
- β_0: Sabit terim (intercept)
- β_1, $\beta_2 \ldots \beta_k$: : : Regresyon katsayıları
- ϵ: Hata terimi

MLR yönteminin en büyük avantajı, herhangi bir parametre ayarına ihtiyaç duymadan kullanım kolaylığı sağlamasıdır. MLR'nin temel sınırlamalarından birisi ise, doğrusal olmayan problemleri ele alma konusundaki yetersizliğidir. Daha önceki çalışmalar, MLR'nin uzun vadeli bina enerji kullanımını tahmin etmek için etkili bir araç olduğunu kanıtlamış olsa da, yöntemin kısa vadeli tahminlerde uygulanabilirliği hala bir tartışma konusudur.

Erken tasarım aşamasında enerji tüketimi konusunda yapılan MLR çalışmaları tabloda verilmiştir.

Bu çalışmalar, tek ailelik evlerden basit dikdörtgen binalara ve yaygın şekilli binalara kadar çeşitli vaka türlerini kapsamaktadır ve temel olarak erken tasarım aşamasına odaklanmaktadır. 2012'den önceki iki çalışmada çok değişkenli polinom regresyon modelleri kullanılırken, son çalışmalarda çok değişkenli doğrusal regresyon modelleri tercih edilmiştir. Bina şeklini tanımlayan parametreler arasında bina şekil faktörü, en-boy oranı, yönlendirme, bina alanı ve kat sayısı gibi faktörler yer almaktadır. Yapılan

çalışmaların tahmin hataları büyük ölçüde değişkenlik göstermektedir. Girdi değişkenlerinin sayısı ve tasarımın tanımındaki ayrıntı düzeyi arttıkça, tahmin hatası azalmaktadır (Z. Li et al., 2019a).

3.3.1.2. Destek Vektör Regresyonları (SVR)

Destek Vektör Regresyonu (SVR) modeli, hiper düzlem ile sınır çizgisi arasındaki mesafeyi belirten, önceden tanımlanmış bir eşik değer içinde en uygun değeri tanımlar. Buna karşın, klasik regresyon algoritmaları, gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki farkı minimize etmeye odaklanır. SVR algoritmasındaki bir sonraki güncelleme, "kernel" yöntemlerine dayanan güçlü bir "düzenleme" (regularization) tekniği haline gelmesini sağlamıştır. Bu güncelleme, araştırmacıların ve akademisyenlerin standart hata marjını ve tolerans oranını ayarlamasına olanak tanıyarak, SVR algoritmasının esnekliğini artırmıştır. Bu yaklaşımın, güven aralığını ve ampirik riski azaltmada etkili olduğu gözlemlenmiştir.

Maksimum veri noktası sayısını kapsayan hiper düzlem belirlendikten sonra, karar sınırları oluşturulur ve orantısız bir hata marjına izin verilir. Model, Denklem (3.7) ile ifade edilen matematiksel fonksiyonu minimize etmeyi hedefler. Bu yaklaşım hem tahmin doğruluğunu hem de model esnekliğini artırarak, SVR'yi karmaşık veri yapılarında güçlü bir yöntem haline getirmektedir.

SVR modeli aşağıdaki fonksiyonu (Denklem 3.7) aşağıdaki gibi ifade edilir:(Vapnik, 2000)

$$\boldsymbol{f(x,\omega) = \langle \omega, x \rangle + b \text{ with } \omega \in \chi, b \in \chi} \qquad (\mathbf{3.7})$$

- $f(x,\omega)$: Tahmin edilen hedef değer
- $\langle \omega, x \rangle$: iki vektörün iç çarpımı
- w: Ağırlık vektörü
- b: bias sabiti

f(x)'in doğruluğu, kayıp fonksiyonu L(x) baz alınarak aşağıdaki şekilde (Denklem 3.8) tahmin edilebilir: (Chou & Bui, 2014)

$$L(x, \omega) = [y, f(x, \omega)] = \begin{cases} 0 \text{ if } |y - f(x, w)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x, w)| \text{ otherwise} \end{cases} \quad (3.8)$$

SVR (Destek Vektör Regresyonu), ε duyarsız kayıp fonksiyonunu kullanarak, belirli bir hata toleransı içinde doğrusal bir regresyon fonksiyonu oluştururken aynı zamanda model karmaşıklığını azaltmak için ağırlık vektörünün karesini (ω^2) en aza indirmeyi hedefler. Bu amaçla, ξ_i ve ξ_i^* adında iki parametre tanıtılarak, tolerans sınırlarını aşan sapmalar temsil edilir. SVR, bu sapmaları minimize eden ve aynı zamanda tahminlerin tolerans (ε) içinde kalmasını sağlayan bir kısıtlı optimizasyon problemi olarak ifade edilir (Denklem 3.9). Bu yaklaşımla hem yüksek doğruluk elde edilir hem de modelin aşırı karmaşık olması engellenir. (Chou & Bui, 2014)

$$\text{Minimize } \frac{1}{2}\|\omega\|^2 + C\sum_{i=1}^{l}(\xi + \xi_i^*)$$
$$\text{Subject to: } \begin{cases} y_i - \langle \omega, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \omega, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (3.9)$$

Burada C ≥ 0 sabiti f(x, ω)'nin düzlüğü ile ε'den daha büyük sapmalar için tolerans arasındaki dengeyi belirlemektedir.

SVR'nin karmaşıklığı, girdi parametrelerinin boyutuna (uzaya) bağlı değildir. Önceki çalışmalar, SVR'nin özellikle sınırlı örnek boyutları ve geniş özellik uzayları ile çalışırken dikkate değer bir performans sergilediğini göstermiştir. Bunun yanında, yüksek tahmin doğruluğu sunmakta ve olağanüstü bir genelleme yeteneği sergilemektedir. SVR, model hatasının kabul edilebilir seviyesini tanımlayabilir ve daha yüksek boyutlarda verileri doğru bir şekilde toplayan ideal bir hiper düzlem veya doğru seçebilir.

3.3.1.3. Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri (MARS),

Doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri modellemek için recursive partitioning (tekrarlı bölümlendirme) ve spline regresyonunu birleştiren güçlü ve esnek bir regresyon yöntemidir. MARS, karmaşık veri setleri üzerinde parçalara ayrılmış doğrusal veya kübik regresyon modelleri oluşturarak, veri noktaları arasında düğüm noktaları (knots) belirler. Bu düğüm noktaları her veri aralığında farklı baz fonksiyonları ($B_m(x)$) oluşturarak hem lokal hem de genel eğilimleri yakalar. Modelin oluşturulmasında genellikle leave-one-out cross-validation (bir gözlemi dışarıda bırakarak çapraz doğrulama) hatasını yaklaşık hesaplamak için genelleştirilmiş çapraz doğrulama cezası (GCV) kullanılır. Ek olarak, MARS, aşırı uyumu önlemek ve modelin genelleştirilebilirliğini artırmak için gereksiz baz fonksiyonlarını budama işlemi ile ortadan kaldırır. Modelin tahmin fonksiyonu aşağıdaki şekilde ifade edilir (Denklem 3.10).

$$\boldsymbol{f(x) = c_0 + \sum_{m=1}^{M} c_m \cdot B_m(x)} \qquad \boldsymbol{(3.10)}$$

c_0 : Sabit terim.

c_m : Baz fonksiyonlarının katsayıları.

$B_m(x)$: Baz fonksiyonları, genellikle parçalı-doğrusal veya parçalı-kübik fonksiyonlar.

M: Kullanılan baz fonksiyonlarının toplam sayısı.

3.3.1.4. Gauss Süreç Regresyonu (GPR)

Gaussian Process Regression (GPR), aynı zamanda kriging olarak bilinen, parametrik olmayan bir Bayesian yaklaşımıdır. GPR, çoklu değişkenli Gaussian dağılımına sahip rastgele değişkenlerin bir koleksiyonu olarak tanımlanır. Temel olarak, sonsuz sayıda olası fonksiyon üzerinde bir önsel (prior) tanımlayarak başlar. Eğitim verileri eklendiğinde, bu önsel bir art zamanlı dağılıma (posterior distribution) dönüşür ve bu

dağılım, eğitim noktalarından geçen fonksiyonları temsil eder. Bu, herhangi bir karmaşık modeli öğrenmek için güçlü bir temel sağlar.

GPR'nin temel bileşenlerinden biri kovaryans fonksiyonu (kernel function) olup, rastgele değişken çiftleri arasındaki kovaryansı tanımlar. Bu fonksiyon, giriş uzayındaki noktalar arasındaki benzerlikleri ifade eder ve hiper parametreleri optimize ederek modelin performansını artırır. GPR aynı zamanda olasılıksal bir yöntemdir, bu nedenle tahmin edilen her nokta bir normal dağılım ile ifade edilir ve belirsizlik bilgisi sağlanır.

$$\boldsymbol{f(x) \sim GP\big(m(x), k(x, x')\big)} \qquad \textbf{(3.11)}$$

- $m(x)$: Ortalama fonksiyonu.
- $k(x, x')$: Kovaryans fonksiyonu.

Regresyon Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli Çalışmaları

Çoklu doğrusal regresyon (MLR), enerji tahmini çalışmalarında yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir ve özellikle basit uygulanabilirliği, hızlı hesaplama kapasitesi ve parametrelerin fiziksel anlamlılığı ile öne çıkar. Doğrusal ilişkiler üzerinde güçlü bir modelleme kapasitesine sahip olan MLR, enerji tüketimini etkileyen parametrelerin etkisini analiz etmek ve tahmin yapmak için sıklıkla tercih edilir. Bununla birlikte, doğrusal olmayan ilişkilerin ve karmaşık veri kümelerinin yer aldığı senaryolarda sınırlamaları bulunmakta olup, bu durum diğer makine öğrenimi yöntemleriyle kıyaslandığında belirgin hale gelmektedir.

Nassif vd. çalışmalarında, sıcak ve nemli iklimlerdeki okulların aylık enerji tüketimini tahmin etmek için tek değişkenli ve çoklu doğrusal regresyon (MLR) modellerini kullanmıştır. Çalışma, dış ortam sıcaklığı, okul takvimleri ve çevresel koşullar gibi parametreleri modellemiştir. Sonuçlar incelendiğinde, okul takvimlerinin MLR modellerine dahil edilmesiyle tahmin doğruluğunun %20'ye kadar artırıldığını göstermiştir. (Nassif, 2013)

Hygh ve arkadaşları, bina enerji performansını erken tasarım aşamasında değerlendirmek için çoklu doğrusal regresyon (MLR) modelini, EnergyPlus

simülasyon sonuçlarıyla karşılaştırmıştır. Çalışma, 27 farklı tasarım parametresi kullanılarak dört farklı iklim bölgesinde gerçekleştirilmiştir. MLR modelleri, R^2 değerleri %96'nın üzerinde doğruluk sağlamış ve EnergyPlus sonuçlarıyla güçlü bir uyum göstermiştir. Bu durum, MLR'nin özellikle erken tasarım aşamasında hızlı ve etkili bir karar destek aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Ancak çalışmanın sonucunda MLR, daha karmaşık ve doğrusal olmayan tasarım ilişkilerinde yeterince esnek olmadığı belirtilmiştir.(Hygh et al., 2012b)

Bir başka çalışmada çoklu doğrusal regresyon (MLR), yapay sinir ağları (ANN), destek vektör makineleri (SVM) ve rastgele ormanlar (RF) karşılaştırılmıştır. Konut binalarının ısıtma ve soğutma yüklerini tahmin etmek için kullanılan bu yöntemler arasında, MLR temel bir kıyaslama modeli olarak kullanılmıştır. Performans değerlendirmelerinde, ANN'nin RMSE değerlerinde MLR'ye göre %20 daha düşük hata oranı sağladığı belirtilmiştir. MLR, modelin açıklanabilirliği ve kolay uygulanabilirliği açısından avantaj sağlasa da, doğrusal olmayan ilişkilerde ANN ve RF gibi yöntemlerin gerisinde kalmıştır. Bu durum, MLR'nin doğrusal modeller için uygunluğunu, ancak daha karmaşık ilişkilerde sınırlamalarını ortaya koymuştur. (Duarte et al., 2017)

Tsanas vd., çoklu doğrusal regresyon (MLR), destek vektör makineleri (SVM) ve rastgele ormanlar (RF) gibi yöntemler kullanılarak bina tasarımının enerji yükleri üzerindeki etkisi incelenmiştir. MLR modeli, temel bir kıyaslama yöntemi olarak kullanılmış ve güçlü bir doğruluk (R^2 > %90) sağlamıştır. Ancak doğrusal olmayan yöntemler, özellikle pencere-duvar oranı ve yalıtım gibi parametrelerin karmaşık ilişkilerini modelleme konusunda %10-15 daha düşük hata oranı ile daha üstün performans göstermiştir. Bu durum, MLR'nin kullanımının kolay ve anlaşılır olduğu senaryolarda etkili olduğunu, ancak doğrusal olmayan yöntemlerin esnekliğine ihtiyaç duyulan durumlarda yetersiz kaldığını göstermiştir. (Tsanas & Xifara, 2012)

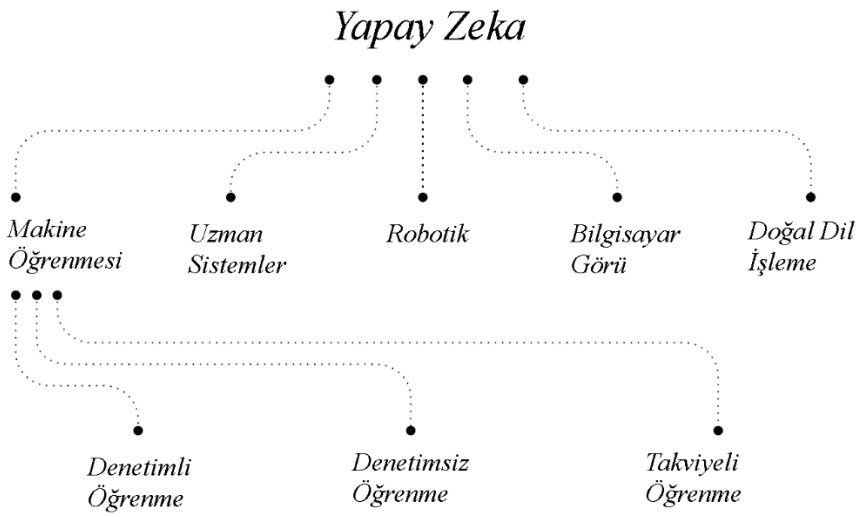
Melo ve arkadaşları, Brezilya'nın ticari binalar için yıllık soğutma enerji talebini tahmin etmek için çoklu doğrusal regresyon (MLR) modelini geliştirmiştir. Bina geometrisi (kat alanı, cephe, hacim), pencere-duvar oranı ve gölgelik özellikleri gibi parametreler modele dahil edilmiştir. MLR modeli, NRMSE değerlerinde %5'in altında bir hata oranı ile yüksek doğruluk sağlamış ve enerji değerlendirme için basit ve etkili bir araç olduğunu kanıtlamıştır. Ancak model, doğrusal olmayan binaların

modellenmesinde ANN ve SVM gibi yöntemlere kıyasla daha az esnek ve sınırlı kalmıştır (Melo et al., 2016a). Lawrence vd., Toronto'daki dört farklı konut formunun enerji performansını tahmin etmek amacıyla çoklu doğrusal regresyon (MLR) ve yapay sinir ağları (ANN) tabanlı vekil modeller geliştirilmiştir. MLR modeli, ortalama %7,87 hata oranı ile ANN'nin %4,13 hata oranına kıyasla daha düşük doğruluk sağlamıştır. MLR'nin avantajı, basit ve hızlı uygulanabilir olmasıdır; ancak ANN'nin doğrusal olmayan ilişkileri daha iyi modellemesi, karmaşık formlar için daha uygun olduğunu göstermiştir.

3.3.2. Makine Öğrenmesi Yöntemleri

Makine öğrenimi, Yapay Zeka'nın "öğrenme" yeteneğini sağlayan temel mekanizma yöntemi olarak düşünülebilir. Makine öğrenimi algoritmaları, örnek veriler üzerinde eğitilerek modeller oluşturur ve bu modeller, daha sonra benzer verilerle karşılaştığında, programlanmadıkları halde kararlar veya öneriler üretebilirler. Makine öğrenimi, genellikle kendi eğitim stratejilerine bağlı olarak üç alt kategoriye ayrılır.

- denetimli,
- denetimsiz
- takviyeli öğrenme



Şekil 3. 21: Yapay zeka sistemleri sınıflandırması.

Kaynak: Stanislas Chaillou, Artificial Intelligence and Architecture, 2022.

Denetimli öğrenmede hem algoritma verilerinin girdisini hem de çıktısını belirten örnek veriler üzerinde eğitilir. Sisteme daha önceden tanıtılmış veriler üzerinden, daha önce tanıtılmayan veya gerçek değeri henüz bilinmeyen yeni örnekler hakkında tahminler yapması istenir. Denetimli öğrenmede kullanılan algoritmalar, verilen örneklerdeki doğru sonuçlarla kendi tahminlerini karşılaştırır. Bu karşılaştırma sonucunda ortaya çıkan "hatayı minimize etmek için algoritmanın parametrelerini ayarlar. Bu sayede algoritma, verilen yeni veriler için daha doğru tahminler yapmaya başlar.

Sınıflandırma, test verilerini belirli kategorilere atamak için bir algoritma kullanır. Veri seti içindeki belirli birimleri tanır ve bu birimleri nasıl tanımlayacağı konusunda sonuçlar çıkarmaya çalışır. Yaygın sınıflandırma algoritmaları arasında destek vektör makineleri, doğrusal sınıflandırıcılar, karar ağaçları, k-en yakın komşu, rastgele orman gibi yöntemler bulunur.

Regresyon ise bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi anlamak için, genellikle tahminlerde bulunmak amacıyla uygulanmaktadır. Çalışmalarda sıkça kullanılan regresyon algoritmaları arasında doğrusal regresyon, lojistik regresyon ve polinom regresyon yer alır.

Denetimsiz öğrenme, tanımlanmış veri setlerini analiz eder ve kümeler. Bu algoritmalar, insan müdahalesine veya veri setlerini tanımlamaya gerek kalmadan gizli kalıpları veya veri gruplarını tespit eder. Denetimsiz öğrenmede, bir makineye basitçe bir yığın veri verilir ve ondan bir anlam çıkarması; kalıplar, düzenlilikler ve verileri sıkıştırmanın, temsil etmenin veya görselleştirmenin faydalı yollarını bulması istenir. Denetimsiz öğrenme modelleri kümeleme, ilişkilendirme ve boyut azaltma olmak üzere üç ana görev için kullanılır.

Kümeleme, tanımlanmamış verileri benzerliklerine veya farklılıklarına göre gruplandıran bir veri analiz tekniğidir. Kümeleme algoritmaları, ham, sınıflandırılmamış veri nesnelerini, bilgilerdeki yapılar veya kalıplarla temsil edilen gruplar halinde işlemek için kullanılır.

İlişkilendirme kuralı, belirli bir veri kümesindeki değişkenler arasındaki ilişkileri bulmaya yönelik kural tabanlı bir yöntemdir. Şirketlerin farklı ürünler arasındaki ilişkileri daha iyi anlamalarını sağlayan pazar sepeti analizi bu uygulamaların kullanım alanı olarak örnek verilebilir. İlgili yöntem ile müşterilerin tüketim alışkanlıklarını anlamak, işletmelerin daha iyi çapraz satış stratejileri ve öneri motorları geliştirmesini sağlanır.

Boyut azaltma yöntemi, belirli bir veri kümesindeki özelliklerin veya boyutların sayısı çok yüksek olduğunda kullanılan bir tekniktir. Veri girdilerinin sayısını yönetilebilir bir boyuta indirirken aynı zamanda veri kümesinin bütünlüğünü de mümkün olduğunca korunmasını sağlar. Genellikle ön işleme veri aşamasında kullanılırlar. Temel bileşen analizi, tekil değer ayrıştırması ve otomatik kodlayıcılar boyut azaltma yöntemlerinden örnek olarak verilebilir.

Takviyeli öğrenme (RL), sistemin en iyi sonuçları elde etmek üzere kararlar vermesi için eğiten bir makine öğrenimi (ML) tekniğidir. İnsanların hedeflerine ulaşmak için kullandıkları deneme yanılma öğrenme sürecini taklit eder. Hedefiniz doğrultusunda çalışan yazılım eylemleri pekiştirilirken, hedeften uzaklaştıran eylemler göz ardı edilir. RL algoritmaları, verileri işleyen bir ödül ve ceza paradigması kullanır. Her eylemin geri bildirimlerinden öğrenirler ve nihai sonuçlara ulaşmak için en iyi işleme yollarını kendi kendilerine bulur. Denetimli ve denetimsiz öğrenme yöntemleri, girdi verilerinin her kaydının veri kümesindeki diğer kayıtlardan bağımsız olduğunu, ancak her kaydın ortak bir temel veri dağıtım modelini gerçekleştirdiğini varsayar. Denetimli

öğrenmenin aksine, takviyeli öğrenme, doğru veya yanlış uygulamaların tanımlanmış örneklerini kullanmaz. Aynı zamanda takviyeli öğrenme denetimsiz öğrenmeden farklı olarak, gizli örüntülerin bilgisini çıkarmak yerine deneme-yanılma ve ödül fonksiyonu öğrenmesi açısından farklı bir yöntem izlemektedir.

Takviyeli öğrenme ajanı, çevresiyle etkileşime girerek bir problem hakkında bilgi edinir. Çevre, mevcut durumu hakkında bilgi sağlar. Temsilci daha sonra bu bilgiyi hangi eylemleri gerçekleştireceğini belirlemek için kullanır. Bu eylem çevreden bir ödül sinyali alırsa, ajan benzer bir gelecek durumdayken bu eylemi tekrar yapmaya teşvik edilir. Bu süreç bundan sonraki her yeni durum için tekrarlanır. Zamanla, temsilci ödül ve cezalardan, çevre içinde belirli bir hedefi karşılayan eylemlerde bulunmayı öğrenir. Markov karar süreçlerinde durum uzayı, bir ortamın durumu tarafından sağlanan tüm bilgileri ifade eder. Eylem uzayı, temsilcinin bir durum içinde gerçekleştirebileceği tüm olası eylemleri ifade eder.

Yaygın olarak kullanılan temel üç takviye öğrenme yöntemi dinamik programlama, monte carlo ve zamansal fark öğrenmedir. Denetimli makine öğrenimi algoritmaları, gelecekteki olayları tahmin etmek için etiketli örneklerden geçmişte öğrendiklerini yeni verilere uygulayabilir. En yaygın kullanılan denetimli algoritmalar arasında Destek Vektör Makineleri (SVM), Karar Ağaçları (DT), Random Forest, Gradient Boosting vb. topluluk algoritmaları ve Naive Bayes gibi Bayes tabanlı yöntemler yer almaktadır. Bu algoritmalar, bina enerji tüketimi tahmini gibi çeşitli alanlarda başarıyla uygulanmıştır.

3.3.2.1. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Destek Vektör Makineleri (SVM), çekirdek tabanlı bir makine öğrenme tekniği olarak tanımlanabilir. Bir veya daha fazla sınıfa ait bir dizi eğitim örneği verildiğinde, SVM eğitim algoritması olasılıksız ikili doğrusal sınıflandırıcı olarak çalışarak yeni örnekleri uygun kategorilere doğru bir şekilde atayabilir. Eğitilen örnekler uzay noktaları ile temsil edilir ve olası sınıflar önemli boşluklarla ayrılır. Böylece, yeni örnekler oluşturulan uzaylara eşleştirilir ve aynı zamanda boşluklara göreli konumlarına göre ilgili kategorilerine atanır.(Ahmad et al., 2014)

SVM, doğrusal olarak ayrılabilir problemlerde diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterse de veri eğitimi ve yorumlanmasıyla ilgili zorluklar nedeniyle

eleştirilmiştir. Bu zorluklar, SVM'nin karmaşıklığı ve parametre ayarlarının optimizasyonunun zorluğundan kaynaklanabilir (Forghani & Yazdi, 2014; Sun & Liu, 2016).

3.3.2.2. Karar Ağaçları

Karar ağaçları, makine öğrenimi yaklaşımları arasında en popüler olanlardan biri olarak kabul edilir. Çalışma prensipleri, veri kümelerini önceden belirlenmiş çeşitli gruplara veya hedef değerlere ayırmak için ağaç benzeri yapıların kullanılmasına dayanır. Sınıflandırma, güçlendirilmiş ve regresyon ağaçları, karar ağaçlarının en yaygın kullanılan türleri arasındadır.

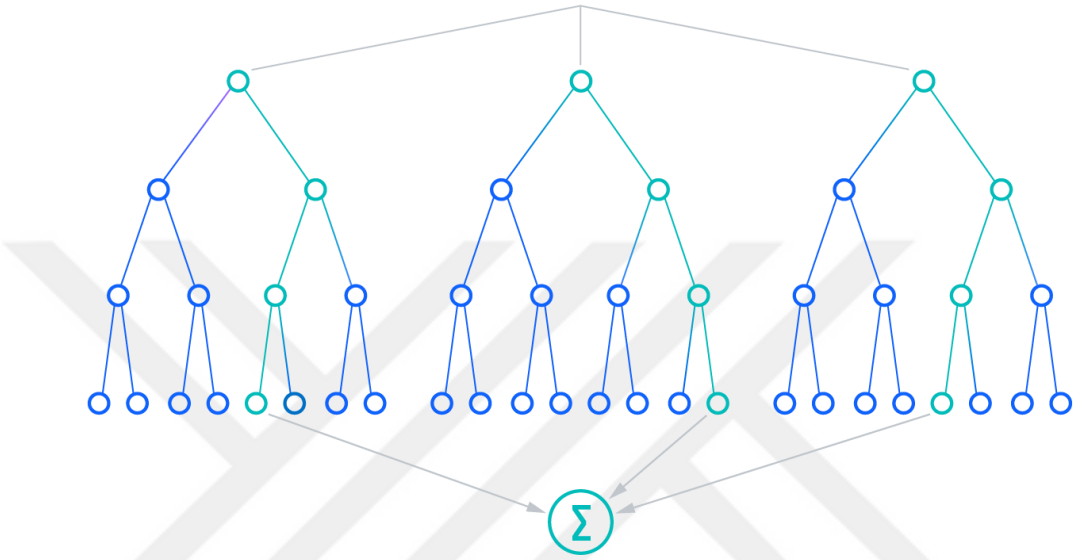
Karar ağaçlarının en önemli avantajları, göreceli olarak kolay yorumlanabilmeleri ve parametrik olmayan yapılarıdır. Ancak, aşırı uyum sorunlarına yatkın olmaları ve yerel minimumlara yüksek eğilim göstermeleri gibi dezavantajları da bulunmaktadır. Ayrıca, karar ağaçlarının çevrimiçi öğrenme yeteneklerinin olmaması da bir diğer sorun olarak karşımıza çıkmaktadır. En yaygın topluluk öğrenme tekniklerinden biri rastgele ormandır (RF) ve Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART) modelleridir.(Tang & Zhang, 2020)

3.3.2.3. Rastgele Orman Modeli

Random Forest (RF) algoritması, sınıflandırma ve regresyon ağaçları (CART) olarak bilinen temel bir öğrenme yönteminin geliştirilmiş versiyonudur. Bu yöntem, karar ağaçlarının tek başına sunduğu doğruluk ve dayanıklılığı arttırarak öğrenmeyi hedeflemektedir. Karar ağaçlarında, tahmin değişkenleri (predictor variables) uzayı, örtüşmeyen bölgeler (yapraklar) oluşturacak şekilde ikili olarak ayrılır. Her bir yaprakta yeni tahminler, ilgili bölgedeki yanıt değerlerinin ortalaması olarak hesaplanır. Ancak, tek bir karar ağacı genellikle hassas ve doğruluk açısından sınırlıdır.

Random Forest modelleri, birden fazla karar ağacından oluşur. Karar ağaçları, veriyi alt kümelere ayırmak için bir dizi sorudan oluşur. Her soru, veri setini bölen bir karar düğümünü temsil eder ve nihai kararlar yaprak düğümlerinde alınır. Karar ağaçları, veriyi en iyi şekilde bölen noktaları bulmaya çalışır ve genellikle Sınıflandırma ve

Regresyon Ağacı (CART) algoritması kullanılarak eğitilir. Bölünmenin kalitesini değerlendirmek için Gini safsızlığı, bilgi kazancı veya ortalama kare hata (MSE) gibi metrikler kullanılır. Ancak, karar ağaçları önyargı ve aşırı uyum gibi sorunlara yatkındır. Birden fazla karar ağacının Random Forest algoritmasında bir araya getirilmesiyle, özellikle bireysel ağaçlar birbiriyle ilişkisiz olduğunda, daha doğru sonuçlar elde edilir.(IBM, 2024)



Şekil 3. 22: Karar ağaçları çalışma yapısı.

Kaynak: <https://www.ibm.com/think/topics/random-forest > Erişim Tarihi: 2.07.2024

Bu sınırlamaları aşmak için Random Forest yöntemi kullanılır. Random Forest, birçok karar ağacının birleştirilmesi ile daha güçlü tahminler sunar. Bu algoritma, her bir ayrım noktası (split) için yalnızca tahmin değişkenlerinin bir alt kümesini değerlendirir. Bu durumla birlikte ağaçlar arasında bağımsızlık artırılır ve güçlü değişkenlere aşırı bağımlılık önlenir..(James vd., 2021)

RF'nin temel modeli, bir dizi karar ağacından oluşur. Her bir karar ağacı $h(x, \Theta_k)$ olarak ifade edilir ve Θ_k, k-inci bootstrap örneğini temsil eder. Her ağaç bağımsız olarak eğitilir ve nihai tahmin, bu ağaçların tahminlerinin ortalaması alınarak hesaplanır:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M} h(x, \Theta_k) \qquad (3.12)$$

Bu formülde:

$\hat{f}(x)$: RF tarafından yapılan nihai tahmin.

M : Toplam karar ağacı sayısı.

$h(x, \Theta_k)$: k-inci karar ağacının tahmini.

Θ_k : Rastgele bootstrap örneği.

Rastgele Orman Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli Çalışmaları

Random Forest (RF), enerji tüketimi tahmininde yaygın olarak kullanılan bir makine öğrenimi yöntemidir ve güçlü doğruluk, model esnekliği ve hızlı hesaplama kapasitesi ile öne çıkar. RF, hem doğrusal hem de doğrusal olmayan veri ilişkilerini modelleyebilmesi sayesinde, bina enerji performansı gibi karmaşık ve çok parametreli sistemlerde etkili bir çözüm sunar. Bu yöntemin temel avantajı, birden fazla karar ağacından oluşan bir topluluk yöntemi olması ve bu sayede aşırı uyuma (overfitting) karşı dirençli olmasıdır. Aşağıdaki çalışmalar, RF'nin bina enerji tüketimi tahmini konusundaki uygulamalarını detaylandırmakta ve avantajlarını vurgulamaktadır.

Moayedi vd. çalışmalarında, enerji verimli binalarda ısıtma yükünü tahmin etmek amacıyla çoklu makine öğrenimi tekniklerini karşılaştırmıştır. Kullanılan yöntemler arasında çok katmanlı perceptron regresyonu (MLPr), yerel ağırlıklı öğrenme (LLWL), değişmeli model ağacı (AMT), rastgele orman (RF), ElasticNet (ENet) ve radyal baz fonksiyonu regresyonu (RBFr) bulunmaktadır. Çalışmada, binaların göreceli kompaktlık, yüzey alanı, duvar alanı, çatı alanı, toplam yükseklik, yönlendirme, saydam alanı ve saydam alan dağılımı gibi sekiz tasarım faktörü bağımsız değişkenler olarak kullanılmıştır. Veri seti, 768 örnekten oluşmuş ve WEKA yazılımı kullanılarak analiz edilmiştir. Sonuçlara göre, rastgele orman (RF) modeli, diğer yöntemlere kıyasla daha yüksek doğruluk sunmuş ve eğitim veri setinde R^2 = 0.9997, test veri setinde ise R^2 = 0.9989 değerleriyle en iyi performansı göstermiştir.

RF, özellikle düşük ortalama kare hata (RMSE = 0.2399, eğitim seti) ve düşük mutlak hata oranı (RAE = %2.078, eğitim seti) ile dikkat çekmiştir. AMT modeli, RF'den sonra en iyi performansı sunan yöntem olarak belirlenmiştir. Çalışma, makine öğrenimi yöntemlerinin enerji verimli binaların erken tasarım aşamalarında ısıtma yükü tahmini için güçlü araçlar sunduğunu ve RF modelinin bu alanda öne çıktığını göstermiştir.(Moayedi et al., 2019)

Çalışmada RF, bina enerji talebini hızlı ve doğru bir şekilde tahmin etmek için kullanılan yöntemlerden biri olmuştur. İtalya'nın Piedmont bölgesindeki yaklaşık 90.000 bina için enerji sertifikası verilerine dayalı olarak yapılan çalışmada, RF'nin sınıflandırma ve regresyon görevlerinde etkin olduğu belirtilmiştir. RF'nin modelleme hızı ve esnekliği, enerji performans sertifikalarındaki anahtar özelliklerin analiz edilmesinde etkili bir araç olarak kullanılmasını sağlamıştır.(Attanasio et al., 2019)

Bir başka çalışmada ise, binaların ısıtma ve soğutma yüklerinin tahmini için yeni bir topluluk modeli geliştirmiştir. Model, karar ağaçlarına dayalı üç ayrı rastgele orman modelini birleştirerek enerji verimliliği tahmini için daha yüksek doğruluk sağlamıştır. Veriler, yapıların göreceli kompaktlık, yüzey alanı, duvar alanı, çatı alanı, toplam yükseklik, saydam alanı ve yönelim gibi özelliklerini içeren 768 örnekten oluşan bir veri kümesinden elde edilmiştir. Model, tahmin doğruluğu için 0.999 R^2 (ısıtma yükü) ve 0.997 R^2 (soğutma yükü) değerleriyle üstün performans sergilemiştir. Bu sonuçlar, özellikle akıllı evler ve sürdürülebilir binaların tasarımında enerji tasarruflu yapıların oluşturulmasını desteklemektedir. Önerilen modelin doğruluğu hem mevcut modellerle hem de yeni nesil derin öğrenme yaklaşımlarıyla kıyaslandığında daha üstündür. Çalışma, aynı zamanda bina özelliklerinin enerji yüklerine etkisini analiz ederek, göreceli kompaktlık, yüzey alanı ve duvar alanının belirleyici parametreler olduğunu göstermiştir. Gelecekte daha büyük veri kümeleriyle modelin doğrulanması ve derin öğrenme modellerinin performansının iyileştirilmesi önerilmektedir. (Chaganti et al., 2022)

Bu çalışma, erken tasarım aşamalarında bina enerji tüketimi simülasyonlarının yerine makine öğrenimi tabanlı vekil modellerin (surrogate models) kullanılmasını araştırmıştır. Parametrik modelleme ve generatif tasarım algoritmalarını kullanan çalışma, bina tasarım alanı keşfinde gerçek zamanlı geri bildirim sağlamak amacıyla bir vekil model geliştirmiştir. Model, binaların ısıtma ve soğutma yüklerini tahmin

etmek için üç regresyon algoritması (Random Forest, Multilayer Perceptron ve Linear Regression) üzerinde değerlendirilmiştir. En iyi performans, Random Forest algoritmasıyla elde edilmiş ve bu algoritma gerçek zamanlı enerji tahmini için Grasshopper yazılımına entegre edilmiştir. Çalışmada, WWR (Window-to-Wall Ratio), bina kat sayısı ve genel şekil gibi girdiler, enerji talebini tahmin etmek için temel özellikler olarak kullanılmıştır. Eğitim için kullanılan veri seti, EnergyPlus tabanlı simülasyonlarla oluşturulmuş ve 2500 varyanttan fazla veri içermiştir. Vekil model, 1000'den az veri numunesiyle yaklaşık %10'luk bir hata oranıyla yeterli doğrulukta sonuçlar elde etmiştir. Modelin Grasshopper ile entegrasyonu, geleneksel simülasyonlara göre 6500 kat daha hızlı sonuç vermiştir. Çalışma, tasarım alanı keşfinde gerçek zamanlı geri bildirimin entegrasyonu için güçlü bir çözüm sunarak, sürdürülebilir bina tasarımlarına katkıda bulunmuştur. (Zorn et al., 2022)

3.3.2.4. Güçlendirilmiş (Boosted) Modeller

Boosting algoritmaları, tek başına yeterince iyi olmayan sınıflandırıcıları bir araya getirerek daha güçlü bir model elde etmek için kullanılan makine öğrenmesi yöntemleridir. Bu algoritmalar, her adımda bir önceki modelin hatalarını düzeltecek şekilde yeni modeller oluşturur. Böylece her adımda, önceki adımlarda yanlış sınıflandırılan verilere daha fazla ağırlık verilir. Boosting algoritmalarının avantajları arasında tahmin doğruluğunun yüksek olması, basit modellerden güçlü sonuçlar üretebilmesi ve sınıflandırma problemlerinde başarılı olması sayılabilir. Dezavantajları ise veri setindeki gürültüye ve uç değerlere karşı duyarlı olması, aşırı öğrenmeye (overfitting) yatkın olması ve yüksek hesaplama maliyetine sahip olmasıdır.(James et al., 2021)

En yaygın kullanılan boosting algoritmaları; AdaBoost, Gradient Boosting (GBM), XGBoost, LightGBM ve CatBoost'tur.

Gradient Boosting

Gradient Boosting, tahmin doğruluğunu artırmak için tasarlanmış hem sınıflandırma hem de regresyon problemleri için kullanılan bir makine öğrenimi algoritmasıdır. GB algoritması bir dizi zayıf öğreniciden (genellikle karar ağaçları) oluşur ve her bir öğrenici ardışık olarak eğitilmesi ile bir önceki modelin hatalarını düzeltmeye çalışan bir yöntem izlemektedir. Algoritmanın ana hedefi kayıp fonksiyonunun gradyanını

takip ederek modelin yaptığı hataları adım adım minimize etmektir. Bu süreçte, her adımda kayıp fonksiyonunun birinci türevi alınarak hatalar hesaplanır ve yeni öğrenici bu hataları tahmin etmek üzere eğitilir. Yeni öğrenicinin çıktıları, mevcut modelin tahminlerine eklenerek model aşamalı bir şekilde iyileştirilir.

Gradient Boosting algoritması, düzenlenmiş bir kayıp fonksiyonu kullanarak aşırı öğrenmeyi önlemekte ve öğrenme oranı gibi hiper parametrelerle her adımda yapılan güncellemelerin büyüklüğünü kontrol etmektedir. Model, başlangıçta genellikle hedef değişkenin ortalamasına dayanan bir başlangıç tahmini ile başlar ve daha sonra her iterasyonda tahmin doğruluğunu artıracak şekilde güncellenir. Bu süreç, modelin yalnızca mevcut verilerde değil, aynı zamanda yeni veri kümelerinde de iyi performans göstermesini sağlar.

Gradient Boosting algoritmasının genel formülü aşağıdaki gibidir (Denklem 3.12):

$$\hat{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{x}) = \sum_{\boldsymbol{b=1}}^{\boldsymbol{B}} \boldsymbol{\lambda}\hat{\boldsymbol{f}}^{\boldsymbol{b}}(\boldsymbol{x}) \qquad (\mathbf{3.12})$$

Burada;

- $\hat{f}(x)$: Boosting algoritmasıyla tahmin edilen son model,
- B: Kullanılan toplam ağaç sayısı,
- λ : Öğrenme oranı olarak adlandırılan küçültme parametresi,
- $\hat{f}^b(x)$: Her adımda verinin kalıntıları (residual) üzerine kurulan yeni karar ağacı modelidir.

Bu yöntem, doğrusal olmayan ilişkileri ve karmaşık veri yapısını etkili bir şekilde öğrenebilme yeteneğiyle öne çıkar. Gradient Boosting'in modern uygulamaları arasında, XGBoost gibi algoritmalar, hesaplama verimliliğini artıran ve genelleme kabiliyetini geliştiren optimizasyonlarla öne çıkmaktadır. Ancak, yüksek performans elde etmek için dikkatli hiper parametre ayarı ve veri işleme gereksinimi, bu yöntemin uygulanmasında önemli bir rol oynar. Gradient Boosting, esnekliği ve tahmin gücü sayesinde geniş bir uygulama alanına sahiptir ve özellikle karmaşık veri kümelerinde yüksek doğruluk gerektiren görevlerde sıklıkla tercih edilir.

Güçlendirilmiş (Boosted) Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli Çalışmaları

Boosting algoritmaları, bina enerji tüketimi tahmini dahil olmak üzere pek çok regresyon ve sınıflandırma probleminde yaygın olarak kullanılmaktadır. Güçlendirme algoritmalarının başarılı olmasındaki temel sebepler, farkı veri yapılarında yüksek doğrulukla çalışmaları, esnek modelleme kabiliyetleri ve aşırı öğrenmeye karşı barındırdı kaynaklanmaktadır. Özellikle karmaşık, doğrusal olmayan ilişkiler içeren veri setlerinde, diğer geleneksel modellerden daha iyi genelleme performansı göstermektedir. Literatürde XGBoost algoritması üzerine yapılan çalışmalarda, bu yöntemlerin optimize edilmiş hesaplama süreci, düzenlileştirme mekanizması ve paralel işlem desteği sayesinde diğer makine öğrenmesi algoritmalarına kıyasla daha hızlı, stabil ve etkili olduğu vurgulanmıştır. Bu nedenlerle, son yıllarda enerji modelleme, tüketim tahmini, kullanıcı davranışı öngörüsü gibi bina performansına yönelik birçok çalışmada gradient boosting tabanlı algoritmalar tercih edilmektedir.(Chen & Guestrin, 2016)

Yan ve arkadaşlarının yapmış olduğu çalışmada, ofis binalarının erken tasarım aşamasında iç ve dış mekân performanslarını birlikte optimize etmek amacıyla çok amaçlı genetik algoritmalar (MOGA) ve XGBoost algoritmasını bir arada kullanarak parametrik ve veri odaklı bir tasarım çerçevesi önermektedir. Çin'in Nanjing kentindeki bir ofis binasında yürütülen çalışmada, güneş ışınımı, gün ışığı faktörü (DF) ve dış ortam ısıl konforu (UTCI) gibi göstergeler değerlendirilmiştir. 6000 tasarım varyantı üzerinde yapılan simülasyon ve etiketleme süreci sonucunda, XGBoost modeli hiper parametre ayarlamalarıyla optimize edilmiş ve sınıflandırma başarımı olarak %77 doğruluk, %59 recall ve %75 F1 skoru elde edilmiştir. Diğer algoritmalarla (RF, LGBM, AdaBoost) karşılaştırıldığında XGBoost, en yüksek doğruluğa ve genellenebilirliğe sahip model olarak öne çıkmıştır. Bu yönüyle çalışma, XGBoost algoritmasının erken tasarım sürecinde bina enerji performansı değerlendirmelerinde güçlü ve verimli bir tahmin aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

Bir başka çalışmada Al-Rakhami ve arkadaşları, konut tipi binalar için ısıtma ve soğutma yüklerini yüksek doğrulukla tahmin etmeye yönelik bir topluluk öğrenme yaklaşımı geliştirerek, Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmasını uygulamışlardır. Çalışmada, Ecotec yazılımıyla simüle edilmiş 768 örnekten oluşan bir veri seti kullanılmış ve bina yüksekliği, duvar alanı, yüzey alanı, çatının ve camların alan dağılımı, yönelimi gibi toplam sekiz fiziksel girdi parametresiyle

tahminleme gerçekleştirilmiştir. Model, 10 katlı çapraz doğrulama ve 30 farklı rastgele durum tekrarı ile test edilmiş ve hem ısıtma hem de soğutma yükleri için $R^2 > 0.99$ gibi oldukça yüksek korelasyon oranlarına ulaşmıştır. XGBoost, karşılaştırmalı olarak diğer güncel makine öğrenmesi yöntemlerine göre daha düşük hata oranları (RMSE, MAE, MAPE) göstermiş ve özellikle aşırı öğrenmeye karşı dayanıklı yapısıyla ön plana çıkmıştır. Bu sonuçlar, XGBoost'un bina enerji tahmininde yüksek başarı ve genellenebilirlik sunan güçlü bir yaklaşım olduğunu ortaya koymaktadır (Al Rahkami, 2019).

Güçlendirme tabanlı algoritmalar ile yapılmış diğer çalışmalar tablo 3.2'de verilmiştir.

Tablo 3. 2: Güçlendirme tabanlı algoritmalar ile yapılmış literatür çalışmaları.

Yazar İsmi ve Senesi	Bina Tipi	Veri Sayısı	Veri Türü	Başarı Ölçüm Metrik	ML Modeli Başarı Skoru
(Alawi et al., 2024)	Konut	768	Simülasyon	RMSE	0.994 0.922
(Mehrotra & Yi, 2023)	Ofis	5000	Simülasyon	RMSE	0.98
(Pachauri & Ahn, 2022)	Konut	768	Simülasyon	MSE	0.2048 0.4772
(Z. Yan et al., 2023)	Ofis	6000	Simülasyon	RMSE	0.75
(H. Yan et al., 2022)	Konut	10,000	Simülasyon	RMSE	0.95 0.87
(Al-Rakhami et al., 2019)	Konut	768	Simülasyon	RMSE	0,9994 0,998
(C. Li & Chen, 2024)	Ofis binası	5000	Simülasyon	RMSE	0.41
(Fard & Hosseini, 2022)	-	768	Simülasyon	MAE	0.911
(Goyal & Pandey, 2021)	Konut	768	Simülasyon	RMSE	0.96
(Salami et al., 2023b)	Konut	768	Simülasyon	RMSE	0.9986
(Le et al., 2019)	Konut	837	Simülasyon	RMSE	0.990

3.3.2.5. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)

Destek Vektör Makineleri (SVM), veri kümelerini belirli özelliklere göre sınıflandırmak için geliştirilmiş, makine öğrenimi temelli denetimli bir algoritmadır. Temel prensibi, farklı sınıflara ait veri noktaları arasında maksimum boşluk (margin) sağlayan optimal karar sınırını belirlemektir. Destek Vektör Regresyonu (SVR) ise, SVM prensiplerini regresyon problemlerine uygular ve sürekli değerleri tahmin etmek için kullanılır. SVR'de temel amaç, belirli bir hata tolerans aralığı içinde tahmin edilen değerlerle gerçek değerler arasındaki sapmaları minimize edecek optimum fonksiyonu

bulmaktır. Bu modeller, özellikle yüksek boyutlu ve doğrusal olmayan veri setlerinde başarılı sonuçlar vermektedir.

SVR modelinin matematiksel ifadesi genel olarak şu şekildedir:

$$\boldsymbol{f(x) = \sum_{i=1}^{n} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b} \qquad \boldsymbol{(3.13)}$$

Destek Vektör Regresyonu (SVR), bina enerji tüketimi tahmin çalışmalarında, karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri etkin biçimde modelleyebilmesi nedeniyle sıklıkla tercih edilmektedir. Binaların enerji tüketimi; iklim verileri, bina malzemeleri, kullanıcı alışkanlıkları ve mekanik sistemlerin performansı gibi birbiriyle etkileşim hâlindeki birçok faktöre bağlıdır. SVR, bu tür çok boyutlu ve belirsiz ilişkileri, çekirdek fonksiyonları (kernel) sayesinde daha yüksek boyutlu uzaylara taşıyarak tahmin doğruluğunu artırmaktadır. Ayrıca SVR modelleri, aşırı öğrenmeye (overfitting) karşı görece dirençli oldukları ve sınırlı sayıda veriyle yüksek tahmin performansı sağladıkları için bina enerji tüketimi tahmin çalışmalarında sıkça tercih edilen yöntemlerden biri hâline gelmiştir.

Destek Vektör Regresyon ve Destek Vektöre Makineleri Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli Çalışmaları

Bu çalışma, bina enerji modellerinde meta-modellerin optimizasyon süreçlerine entegre edilmesini ele almıştır. EnergyPlus simülasyon yazılımı kullanılarak, bir binanın enerji tüketimini ve ısıl konforunu optimize etmek amacıyla meta-model tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Çalışma, tasarım ve işletim senaryolarını kapsayan 1009 parametrenin ±%20'lik değişimi ile 5000 farklı simülasyon senaryosu üretmiş ve destek vektör regresyonu (SVR) kullanarak enerji modeline ilişkin meta-modeller oluşturmuştur. Girdi parametreleri bina malzemesi, ekipman performansı ve işletim özelliklerini içerirken, çıkış parametreleri yıllık enerji tüketimi ve ortalama ısıl konfor (PMV) değerleri olmuştur. Optimizasyon sürecinde hem türev-temelli (IPOPT) hem de türev içermeyen (NOMAD) algoritmalar kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde,

meta-model tabanlı optimizasyonun tam model kullanımına kıyasla 1000 kat daha hızlı sonuçlar verdiğini göstermiştir. Optimizasyon, yıllık enerji tüketiminde %45'lik bir azalma sağlarken ısıl konforu iki kat arttırmıştır. Çalışma, optimizasyon sürecinde duyarlılık analizinin önemini vurgulamış ve en etkili parametrelerin seçilmesiyle daha az parametreyle optimize edilen modellerin de tatmin edici sonuçlar sunabileceğini göstermiştir. Bu yaklaşım, özellikle enerji verimli bina tasarımlarında, büyük parametre kümeleriyle çalışırken zaman tasarrufu sağlayan bir yöntem sunmaktadır.(Eisenhower et al., 2012)

Dong ve arkadaşlarının çalışması, tropikal iklim bölgelerindeki binaların soğutma yüklerini tahmin etmek için Support Vector Regression (SVR) yöntemini kullanmıştır. Çalışmada, SVR, özellikle tropikal bölgelerde enerji tahmini için karşılaşılan doğrusal olmayan ilişkilerin üstesinden gelmek için güçlü bir araç olarak değerlendirilmiştir. Tahminlerde, dış sıcaklık, nem, güneş ışınımı gibi meteorolojik veriler ile bina geometrisi ve yalıtım seviyeleri bina tasarımına ilişkin özellikler kullanılmıştır. Çalışmanın temel bulgularına göre, SVR yöntemi, geleneksel yapay sinir ağları (ANN) modellerine kıyasla hem doğruluk hem de genelleme yeteneği açısından daha üstün performans sergilemiştir. SVR modeli, çalışmada saatlik tahminlerde, ANN ile kıyaslandığında hata oranlarını önemli ölçüde azaltmıştır. Bunun başlıca nedenlerinden biri, SVR'nin doğrusal olmayan veri ilişkilerini modelleme kabiliyeti ve aşırı uyumdan kaçınması olarak ifade edilmiştir.(Dong et al., 2005)

Bir başk çalışmada, bina enerji tüketimi tahmininde kullanılan enerji simülasyonlarını hızlandırmak amacıyla, k-means kümeleme ve destek vektör regresyonu (SVR) tabanlı bir vekil model geliştirmiştir. Jaipur ve Hyderabad şehirleri için yapılan analizde, EnergyPlus simülasyonlarıyla yaklaşık 100.000 girdi kombinasyonu değerlendirilmiştir. Girdi parametreleri arasında bina yönelimi, pencere-duvar oranı (WWR), cam türü, gölgeleme derinliği ve bina boyutları yer almıştır. Modelin eğitimi için k-means kümeleme yöntemiyle seçilen veri noktaları üzerinden yaklaşık %1'lik bir veri seti kullanılmıştır. SVR modeli, tahminlerde yüksek doğruluk sağlayarak (Jaipur için MAPE = %1.99, Hyderabad için MAPE = %2.15) öne çıkmıştır. Ayrıca, kNN regresyonu da makul doğruluk oranları sunmuştur. Model, orijinal simülasyonların 100 katı hızla enerji tahmini yaparak tasarım aşamasında önemli bir zaman tasarrufu sağlamıştır. Çalışma, bina enerji performansının hızlı ve verimli şekilde değerlendirilmesine yönelik güçlü bir yöntem sunmuş ve gelecekte daha

karmaşık parametre kümeleri ve gelişmiş kümeleme algoritmaları ile genişletilmesi önerilmiştir.(Sangireddy et al., 2019a)

Destek vektör regresyon ve destek vektör makineleri ile yapılmış olan çalışmalar tablo 3.3 ‘de verilmiştir.

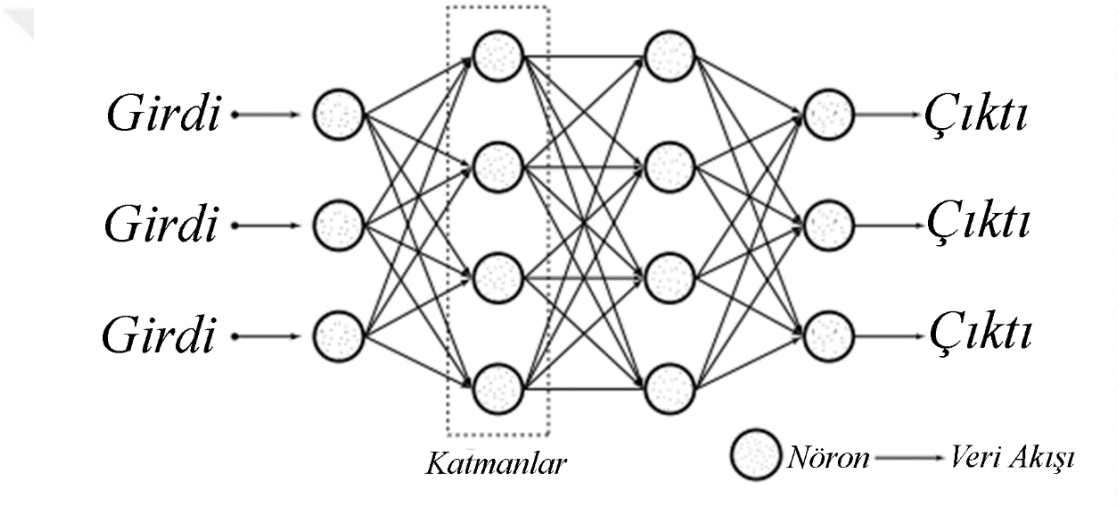
Tablo 3. 3: Destek vektör regresyon ve destek vektör makineleri ile yapılmış olan literatür çalışmaları.

Yazar İsmi ve Senesi	Bina Tipi	Veri Sayısı	Veri Türü	ML Modeli Değerlendirme Metriği	ML Modeli Başarı Skoru
(Abdou et al., 2022)	Konut	2400	Simülasyon	(R2),	0.68, 0.73
(Truong vd., 2021)	Ticari	768	Simülasyon	MAE	0.5561, 1.396
(Hosamo et al., 2022)	Norveç'te bir ortaokul binası	8000	Simülasyon (IDA ICE)	R2	0.99
(Melo et al., 2016)	Ticari	1,000,000	Simülasyon	RMSE	60.00%
(Seyedzadeh et al., 2019)	Konut binaları	768 (Ecotect), 5000 (EnergyPlus)	Simülasyon (EnergyPlus ve Ecotect)	RMSE, MAE	14.318, 8.763
(Duarte vd., 2017)	Konut	768	Simülasyon	MAE	0,315 0,565
(Peker vd., 2017)	Konut	768	Simülasyon	MAPE	23.67
(Havaeji vd., 2024)	Konut	768	Simülasyon	R2	0.94
(Sangireddy vd., 2019)	Ofis	100	Simülasyon (EnergyPlus)	MAPE	1,99, 2154
(Moradzadeh vd., 2022)	Konut	768	Simülasyon	MAE	1.4762 , 0.7780

3.3.2.6. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, derin öğrenme, Bayesçi öğrenme ve daha fazlasını içeren çeşitli görevleri yerine getirebilen bir makine öğrenimi (ML) modeli türüdür. Yapay sinir ağı, biyolojik bir beyindeki nöronları gevşek bir şekilde modelleyen yapay nöronlar olarak adlandırılan bağlı birimler veya düğümler bütünüdür. Biyolojik beyindeki sinapslar

gibi her bağlantı, diğer nöronlara bir sinyal iletebilir. Bir sinyal alan yapay nöron daha sonra onu işler ve kendisine bağlı nöronlara sinyal gönderebilir. YSA'larda hesaplama, yapay ağların insan beyninin bilgi işleme şeklini taklit etmeyi amaçladığı gibi, dağıtılmış ve yaygın bir sürecin yan ürünü olarak düşünülür. Kendi parametrelerini (ağırlıklar olarak da adlandırılır) içeren yapay nöronlar, tüm ağları oluşturmak için katmanlı mimariler halinde iç içe yerleştirilir. Kullanıcılar modeli belirli görevlere uyarlamak için nöronların, katmanların, eğitim parametrelerinin ve diğer ayarların sayısını değiştirebildiğinden, bu ağların mimarisi büyük ölçüde değişebilir. Katmanlar ayrıca bilgiyi filtreleme, etkinleştirme, normalleştirme veya bir araya getirme gibi belirli görevleri yerine getirmek üzere de özelleştirilebilir.



..

Şekil 3. 23: Yapay sinir ağı veri yapısı.

Kaynak: (Chaillou, 2022)

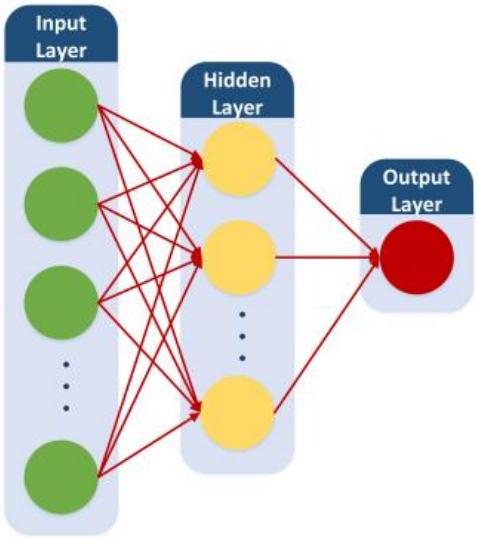
Bir YSA (Yapay Sinir Ağı) eğitimi sırasında, veriler ağ üzerinden akarken, geri besleme döngüsü mekanizması kullanılarak nöronların ağırlıkları kademeli olarak ayarlanır. Öğrenme, aslında basit bir tekrarlı ileri-geri hareket olarak ilerler. İşlemlerde öncelikle, hesaplama "ileri besleme" adı verilen bir süreçte girdiden çıktıya doğru akar. Ardından hesaplama bir tahmin üretmek için ağın sonuna ulaştığında, sonucun doğruluğu değerlendirilir ve "geri yayılım" olarak da adlandırılan düzeltici bir geri besleme döngüsü süreci oluşur. Bilgi, ağ üzerinden ters yönde akar ve belirli nöronlara bir düzeltme atanır. YSA'larda, bilgi ağı kademeli olarak ayarlamak ve genel doğruluğunu artırmak için ileri besleme ve geri yayılım işlemleri birçok kez

tekrarlanır. Bu basit mekanizma, günümüzde temel araştırmalardan daha büyük derin öğrenme araştırmalarının gelişimini meydana getirir.

YSA, insan merkezi sinir sisteminin biyolojik sinir ağlarından esinlenerek geliştirilen bir yöntemdir. YSA, temel olarak regresyon ve/veya sınıflandırma problemlerini görselleştirmek için kullanılabilen örüntü tanımlama tekniklerinin bir alt kümesidir. (Qiao, 2022)

YSA, insan merkezi sinir sisteminin biyolojik sinir ağlarından esinlenerek geliştirilmiş ve özellikle karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerin çözümünde etkili bir şekilde kullanılan makine öğrenimi yöntemleridir. Bina enerji tahmini gibi alanlarda önde gelen tekniklerden biri olan YSA'lar, karmaşık sistemlerin temel örüntülerini öğrenme yetenekleri ve hata veya gürültüye karşı dayanıklılıkları ile diğer istatistiksel makine öğrenimi yöntemlerinden ayrılırlar. Bu ağlar, farklı problemler için çeşitli yapılarda tasarlanmış olup ; İleri Beslemeli Ağlar (Feed Forward Network - FFN), Radyal Tabanlı Fonksiyon Ağları (Radial Basis Function Network - RBFN) ve Tekrarlayan Ağlar (Recurrent Neural Networks - RNN) Konvensiyonel Sinir Ağları (CNN), Derin Sinir Ağları (DNN) gibi türleri bulunmaktadır.(Tso & Yau, 2007)

Her YSA, en az iki katmandan oluşan bir yapıya sahiptir ve bu katmanlar, nöronlar arasındaki bağlantıları sağlayan aktivasyon fonksiyonları ile desteklenmektedir. Aktivasyon fonksiyonları, ağırlıklar ve önyargılar (bias) üzerinde güncellemeler yaparak öğrenme sürecini yönetir. Doğrusal, sigmoid ve sert sınır (hard limit) gibi sık kullanılan aktivasyon fonksiyonları, modelin amacına ve görevine bağlı olarak seçilir. Yapılacak olan uygulamanın ve kullanılacak olan verinin karmaşıklığına, problemin niteliğine göre uygun bir ağ yapısı belirlenir ve yeterli miktarda veri ile eğitilir. Bu esnek yapı, YSA'ların geniş bir uygulama yelpazesinde etkili bir şekilde kullanılmasını olanak tanımaktadır.(Seyedzadeh, 2020)



Şekil 3.24:Üç katmanlı ileri beslemeli sinir ağının kavramsal yapısı.

Kaynak: Saleh Sayedzadeh, Modelling Non-Domestic Buildings Energy Performance Using Machine Learning Methods, 2020.

Yapay Sinir Ağları (YSA), yüksek boyutlu ve doğrusal olmayan problemlerin çözümünde etkili bir yöntem olarak bilinmektedir. Bu yöntem, büyük miktarda veriyi işleyebilmekte ve eksik ya da rastgele gürültülü verilerle baş edebilme yeteneğine sahip bulunmaktadır. YSA modelleri, dinamik senaryolara uyarlanabilme kapasitesine ek olarak kendi kendine adaptasyon, organizasyon ve gerçek zamanlı öğrenme özelliklerini de bünyesinde barındırmaktadır. Bu yöntem ile oluşturulan temel modellerin yapılandırılması, diğer karmaşık modellere kıyasla nispeten daha kolaydır. Tipik bir YSA modeli; çok sayıda girdi ve çıktı arasındaki ilişkileri değerlendiren karmaşık katmanlı yapılar ile birbirine bağlı basit işlem birimlerinden meydana gelmektedir. Buna karşılık, YSA yönteminin bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Özellikle bu tür modellerin etkin bir şekilde çalışabilmesi için büyük miktarda veri gerektirmesi önemli bir dezavantajdır. Ayrıca veri eğitimi sürecindeki yüksek hesaplama maliyetleri ile model parametrelerinin ve ağ topolojisinin doğru şekilde belirlenmesindeki zorluklar, yöntemin uygulama aşamasındaki kısıtlayıcı faktörleri arasında yer almaktadır. Söz konusu sınırlılıklara rağmen YSA, bina enerji tüketiminin tahmin edilmesi gibi karmaşık problemlerde sıklıkla tercih edilen ve geçerliliği kabul edilen yöntemlerden biri olarak literatürde yer almaktadır. (Georgiou et al., 2018)

Yapay Sinir Ağı Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli Çalışmaları

Liv d. Yapmış oldukları çalışmada, erken tasarım aşamasında kompleks bina formlarının enerji tüketimini hızlı ve doğru bir şekilde tahmin etmek için yapay sinir ağı (ANN) tabanlı bir yöntem geliştirmiştir. Çalışmada, bina formlarının karakterizasyon ve homojenleştirme yöntemleriyle basit yapılara ayrılması önerilmiştir. Bu yaklaşımla karmaşık bir bina formunun enerji tüketimi tahmini, basit blokların enerji tüketimi tahminine dönüştürülmüştür. Karakterizasyon yöntemi (MCD), bina formunu fiziksel özelliklerine göre basit alt birimlere ayırırken, homojenleştirme yöntemi (MSHD) bina formunu düzenli bir üç boyutlu ızgarada eşit hacimlere bölmüştür. EnergyPlus simülasyon yazılımı kullanılarak oluşturulan veri setiyle eğitilen ANN modeli, soğutma, ısıtma ve toplam enerji tüketimi için %10'un altında sapma oranlarıyla yüksek doğruluk sağlamıştır. Çalışma, ANN'nin hızlı hesaplama ve karmaşık ilişkileri modelleme yeteneklerini ön plana çıkarmış ve tasarım aşamasında enerji verimliliği optimizasyonu için yenilikçi bir çözüm sunmuştur. Gelecekte, otomatik veri örnekleme sistemleri ve parametrik modelleme araçlarının entegrasyonu ile yöntemin kapsamının genişletilmesi önerilmektedir. (Z. Li et al., 2019a)

Bir başka çalışmada ise bina enerji performans değerlendirmesi için parametrik modelleme, otomatik simülasyon ve genetik algoritma-yapay sinir ağı (GA-NN) tabanlı enerji tüketimi tahmin modeli entegrasyonuna dayalı bir yöntem geliştirmiştir. Çalışma, üç aşamalı bir çerçeve sunmuştur: İlk aşamada, bina tasarım parametrelerine dayalı parametrik bir modelleme süreci uygulanmış, ikinci aşamada EnergyPlus yazılımı ile otomatik enerji simülasyonları gerçekleştirilmiş, üçüncü aşamada ise GA-NN modeli oluşturularak enerji tüketimi tahmini ve enerji performans seviyesi değerlendirilmiştir. GA-NN modeli, 12.500 farklı ofis bina tasarım kombinasyonu için oluşturulan veri setiyle eğitilmiş ve doğrulanmıştır. Girdi parametreleri, bina geometrisi, cephe özellikleri ve konum bilgilerini içerirken; çıktı parametreleri yıllık soğutma ve ısıtma yükleri olmuştur. GA-NN modeli, EnergyPlus simülasyonlarına kıyasla %99,42 daha hızlı sonuçlar üretmiş ve tahmin doğruluğu $R^2 = 0.9512$ olarak belirlenmiştir. Çalışma, erken tasarım aşamasında hızlı ve kullanıcı dostu bir enerji tüketimi tahmini sağlarken, enerji performansı optimizasyonunu desteklemektedir.(X. Li et al., 2022)

Zhu vd. yapmış oldukları çalışmada, karmaşık bina formlarının erken tasarım aşamasında enerji talebini hızlı bir şekilde tahmin etmek amacıyla hibrit bir meta-model yöntemi geliştirmiştir. Model, binaları kutu birimlere bölerek enerji tahminlerini daha hızlı ve doğru bir şekilde yapmayı sağlamıştır. Yöntem, kutu birimlerin yüzeylerinde alınan yıllık güneş radyasyonu gibi parametreleri meta-model girişleri olarak kullanmış ve enerji tahmini için altı farklı makine öğrenimi algoritması (MARS, ANN, GPR, RF, SVM) arasında karşılaştırmalar yapmıştır. Eğitim verileri, Latin hiperküp örnekleme yöntemiyle oluşturulmuş ve toplamda 9990 simülasyonla enerji talebi verisi toplanmıştır. En iyi performans, Gaussian Process Regression (GPR) algoritması ile elde edilmiş olup, %95'in üzerinde doğruluk sağlanmıştır. Yöntem, fiziksel simülasyon sürelerini 320 kata kadar azaltarak, büyük ölçekli kentsel modellerde enerji tahmini için önemli zaman tasarrufu sunmuştur. Çalışma, özellikle yoğun kentsel bağlamlarda bina enerji taleplerini çevresel gölgeleme ve yansıma etkilerini dikkate alarak tahmin etmekte başarılı olmuştur. Gelecekteki çalışmaların, metamodel girişlerinin dinamik radyasyon değerleriyle zenginleştirilmesi ve farklı bina fonksiyonlarının entegre edilmesi önerilmektedir.(Zhu vd., 2021)

M. Ertosun Yıldız çalışmasında, Türkiye'nin 3. iklim bölgesinde yer alan konut tipi binalar için ısıtma ve soğutma yüklerini tahmin etmeye yönelik bir makine öğrenmesi modeli geliştirilmiştir. Çalışma kapsamında DesignBuilder ve JEPlus yazılımlarıyla 12.960 farklı bina senaryosu oluşturulmuş, dış cephe duvarı, pencere tipi, yönlenme ve plan geometrisi gibi parametreler değiştirilerek kapsamlı bir veri seti hazırlanmıştır. Ön işleme sonrası ısıtma yükü için 8602, soğutma yükü için 9617 örnekle model geliştirilmiş; doğrusal regresyon, karar ağaçları, destek vektör makineleri ve yapay sinir ağı algoritmaları karşılaştırılmıştır. En yüksek performansı gösteren yapay sinir ağı modeli, ısıtma için %90 ve soğutma için %98 doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Modelin farklı senaryolarla sınanması, önerilen yaklaşımın erken tasarım sürecinde yüksek doğrulukla enerji tahmini yapabileceğini ve bu yönüyle mimarlar ile diğer paydaşlara karar destek aracı olarak katkı sağlayabileceğini göstermiştir.

3.4. Binalarda Enerji Tüketiminin Değerlendirilmesinde Mevzuat ve Sertifikasyon Yaklaşımları

Dünya üzerinde binaların yapımında ve işletilmesinde kullanılan enerji tüketimi, toplam tüketimin yaklaşık %40'ını oluşturmaktadır. Özellikle yapı sektörü, dünya genelinde enerji tüketimindeki büyük orandaki olması, küresel karbon salımı açısından da önemli bir etki oluşturmaktadır. Bu nedenle, binalarda enerji performansının artırılması yalnızca teknolojik bir gereklilik değil, aynı zamanda sürdürülebilir kalkınma hedeflerine ulaşmak, çevresel etkileri azaltmak açısından da stratejik bir zorunluluk haline gelmiştir (IEA, 2017).

Bu doğrultuda, enerji performansına ilişkin uluslararası düzeyde geliştirilen mevzuatlar ve yönergeler, bina sektöründe enerji tüketimini sınırlayan ve enerji verimliliğini teşvik eden yapısal, teknik ve yönetsel çerçeveler oluşturarak hem yeni binaların tasarımında hem de mevcut yapı stoğunun iyileştirilmesinde önemli bir etki oluşturmuştur. Avrupa Birliği, 2002 yılında yürürlüğe koyduğu Binalarda Enerji Performansı Direktifi ile tüm üye ülkelerde yeni ve mevcut binaların enerji tüketimlerinin hesaplanması, sınıflandırılması ve belgelendirilmesini zorunlu hale getirmiştir. Bu direktif kapsamında, her binanın Enerji Performans Sertifikası alması öngörülmüş, minimum enerji performans standartları belirlenmiş ve referans bina yaklaşımı benimsenmiştir. Direktifin 2010 ve 2018 yıllarında güncellenmesiyle birlikte, 2020 sonrası inşa edilen tüm yeni binaların "Yaklaşık Sıfır Enerjili Binalar (nZEB)" düzeyinde tasarlanması hedeflenmiş, bu binaların büyük ölçüde yenilenebilir enerji kaynaklarıyla çalışması teşvik edilmiştir. Söz konusu yaklaşım yalnızca Avrupa Birliği ülkeleriyle sınırlı kalmamış; OECD üyesi ülkeler, Kanada, Japonya ve Avustralya gibi gelişmiş ülkeler de benzer mevzuat ve enerji performans hedeflerini uygulamaya alarak, bina sektörü özelinde enerji verimliliğini ulusal politika düzeyine taşımışlardır (IEA, 2017; D. Yılmaz, 2022). Ayrıca Enerji Verimliliği Direktifi (EED) gibi tamamlayıcı düzenlemelerle, ulusal enerji verimliliği eylem planlarının hazırlanması ve binalar özelinde enerji tasarrufu hedeflerinin belirlenmesi zorunlu hale getirilmiştir.

Türkiye'de enerji verimliliğine yönelik yasal ve teknik çalışmalar, 1970'li yıllarda başlamış; özellikle ısı yalıtımı konusunda yürürlüğe giren mevzuatlarla ilk adımlar atılmıştır. Bu bağlamda, 1985 yılında yürürlüğe giren Isı Korunumu Yönetmeliği ve

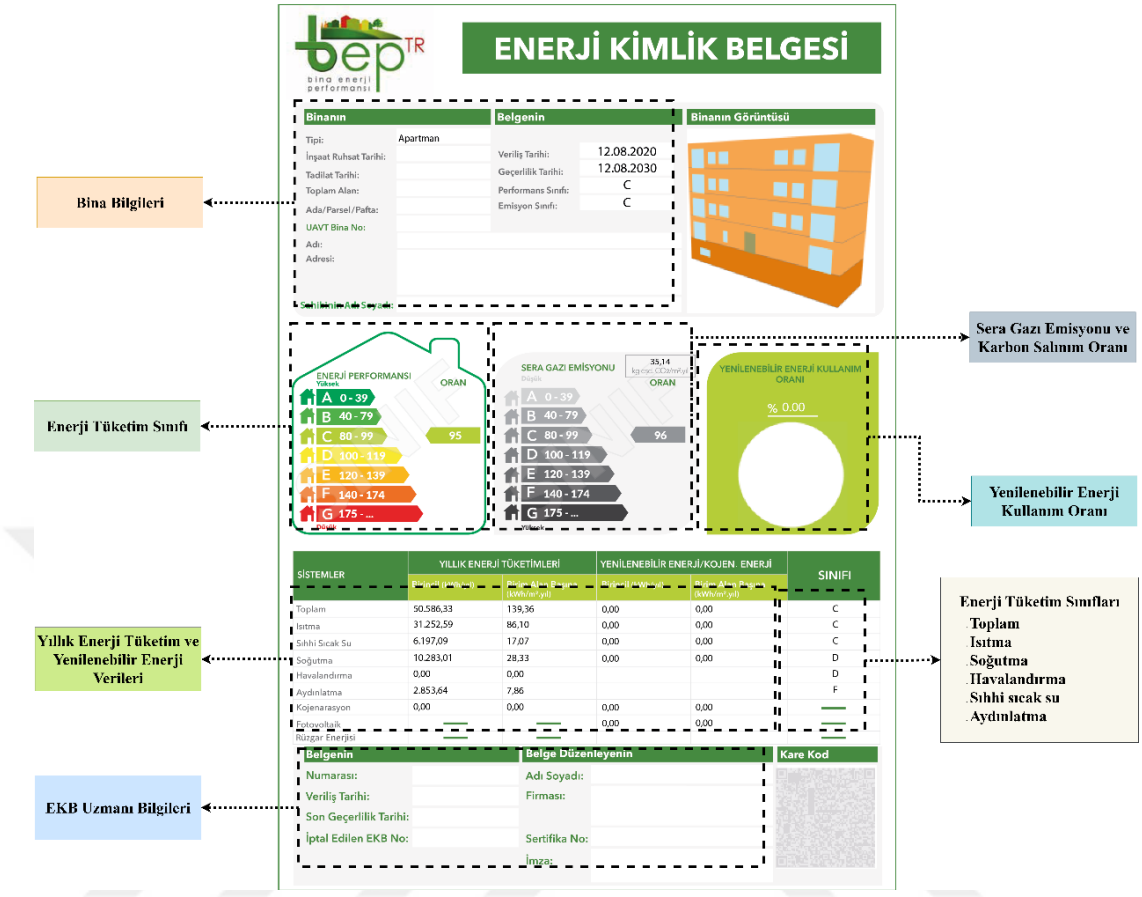
ardından gelen TS 825 Binalarda Isı Yalıtım Kuralları Standardı (1998, 2005, 2008, 2013) ile birlikte, binalarda ısıtma enerjisinin sınırlandırılmasına ve hesaplanmasına yönelik teknik esaslar belirlenmiştir. Isı kayıplarının azaltılması amacıyla bina kabuğu düzeyinde performans artırıcı önlemler öngörülmüş, bu ihtiyacın hesaplanmasında TS 825 standardı temel alınmıştır (Mıhlayanlar, 2023).

Bu süreci takiben, 2007 yılında çıkarılan 5627 sayılı Enerji Verimliliği Kanunu, enerjinin etkin kullanılması, israfın önlenmesi ve enerji maliyetlerinin ekonomi üzerindeki yükünün azaltılmasını hedeflemiştir. Kanunu takiben, Binalarda Enerji Performansı (BEP) Yönetmeliği, 2008 yılında yayımlanarak 2009 yılında yürürlüğe girmiştir. Yönetmelik kapsamında, binalarda ısıtma, soğutma, aydınlatma ve havalandırma sistemlerini de kapsayan toplam enerji tüketimi esas alınarak BEP-TR hesap yöntemi geliştirilmiş; Enerji Verimliliği Kanunu ile 1 Ocak 2011 tarihinden itibaren Enerji Kimlik Belgesi (EKB) düzenlenmesi zorunlu hale getirilmiştir.

. Enerji performansı belirlenen binalarda Enerji Kimlik Belgesi düzenlenebilir. Enerji performansı için (Binalarda Enerji Performansı Yönetmeliği, 2008);

- Binada m² başına düşen yıllık enerji miktarının belirlenmesi,
- Buna göre CO2 salınımının hesaplanması,
- Bu değerlerin referans bina değerleri ile karşılaştırması,
- Tüm bu değerlere göre binanın A-G arası bir enerji sınıfında yer alması ile gerçekleşmektedir (Karasu, 2023).

Tüm bu hesaplar Çevre ve Şehircilik Bakanlığı tarafından hazırlanan BEP-TR adı verilen yazılım programı kullanılarak yapılmaktadır. Mimari proje ile ilgili çizim ve hesaplamalar program üzerinden yapıldıktan sonra internet tabanlı sistemden bakanlık onayı alınarak belge oluşturulmaktadır. BEP-TR uygulaması kapsamında, binanın konumu, kullanım amacı bulunduğu bölgenin iklim koşulları, yönelimi ve kullanılan ısı yalıtım malzemelerinin güncel standartlara uygunluğu gibi kriterler dikkate alınarak; ısıtma, sıhhi sıcak su, havalandırma ve aydınlatma sistemlerine ilişkin yıllık enerji tüketimi hesaplanmaktadır. Tüm bu hesaplamalar sonucunda binanın enerji tüketim miktarı ve çevreye salınan karbon salınımı hesaplanır. İşlemler sonucunda binanın enerji sınıfı belirlenir. BEP-TR yazılımı aracılığıyla düzenlenen örnek bir Enerji Kimlik Belgesi Şekil 3.25'te gösterilmektedir. (Karasu, 2023)



Şekil 3. 25: BEP-TR Bina Enerji Kimlik Belgesi Örneği.

Kaynak: (Karasu, 2023)

Binalarda enerji performansının değerlendirilmesine yönelik yasal düzenlemelere ek olarak, ulusal ve uluslararası düzeyde geliştirilen yeşil bina sertifika sistemleri de önemli rol oynamaktadır. Bu sertifikalar, binaların yalnızca enerji tüketimi açısından değil; aynı zamanda su kullanımı, malzeme seçimi, iç mekân hava kalitesi ve kullanıcı sağlığı gibi çevresel, ekonomik ve sosyal sürdürülebilirlik kriterleri açısından da bütüncül olarak değerlendirilmesini sağlar. Dünya genelinde yaygın olarak kullanılan sertifika sistemleri arasında LEED (Leadership in Energy and Environmental Design), BREEAM (Building Research Establishment Environmental Assessment Method), DGNB (Deutsche Gesellschaft für Nachhaltiges Bauen) , WELL Building Standard, CASBEE (Comprehensive Assessment System Built Environment Efficiency), HQE (Haute Qualite Environmentale), BEPAC (Building Enviromental Performance Assessment Criteria) ve PBRS (Pearl Building Rating System) gibi sistemler öne

çıkmaktadır. Her biri farklı puanlama sistemleri ve sürdürülebilirlik kriterlerine dayansa da ortak hedefleri, çevresel etkileri en aza indiren, enerji etkin, sağlıklı ve yaşanabilir binaların teşvik edilmesidir (Bulut, 2014).

Türkiye'de bu sistemlere uyum sağlama amacıyla geliştirilen ve ulusal bir sertifikasyon mekanizması olan Türkiye Ulusal Yeşil Sertifika Sistemi YES-TR, 2017 yılında yürürlüğe girmiştir. YES-TR, Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı tarafından oluşturulan bir yönetmelik kapsamında, binaların ve yerleşmelerin çevresel etkilerini azaltmayı, sürdürülebilir kaynak kullanımını teşvik etmeyi ve yapı sektöründe çevre dostu yaklaşımları yaygınlaştırmayı hedeflemektedir. Enerji verimliliği, su kullanımı, atık yönetimi, yer seçimi, malzeme kullanımı ve iç mekân yaşam kalitesi gibi çok sayıda ölçüt üzerinden değerlendirme yapılmakta ve binalar puanlara göre sertifikalandırılmaktadır (T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı, 2022).

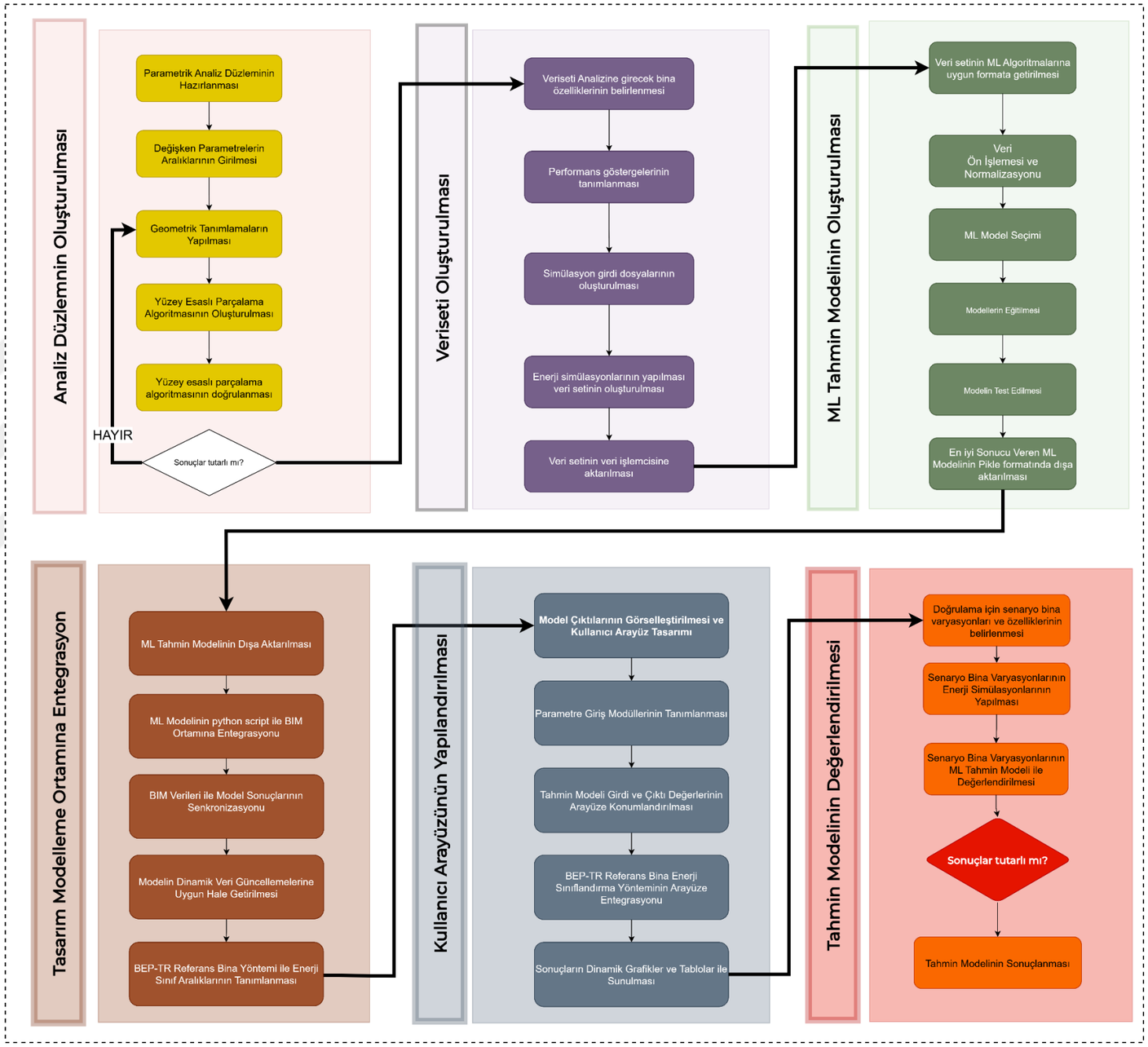
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

ERKEN TASARIM AŞAMASINDA MAKİNE ÖĞRENMESİ TABANLI BİNA ENERJİ TAHMİN MODELİ-EMTEA+

Çalışma kapsamında, erken aşama mimari tasarım sürecinin enerji etkin ve iklimsel konfor ile dengeli bir tasarımın oluşturulması yönünde bir tasarım aracı oluşturulması hedeflenmektedir. Mimari tasarımda "bilgisayar destekli tasarım", mimari tasarım ve uygulama süreçlerinde yaygın bir şekilde kullanılan bir yöntem olup, gelecek projeksiyonlarda da kullanımının artacağı öngörülmektedir. Oluşturulacak olan tasarım destek aracı, bilgisayar destekli tasarım araçları ile entegre olabilecek, yapay zeka tabanlı bir eklenti veya yazılım formunda yapılması hedeflenmektedir. Temel olarak erken tasarım aşamasında kullanılacak olan model, tez kapsamında belirli limitler ve sınırlar içermektedir. Oluşturulacak olan model bu aşamada tekil binaların ve komşu parsel bağlamında bulunan şehir ölçeğindeki binaların katı hal geometrilerini, bina yüzeylerinde oluşturulan cephe saydamlık oranları, kat yükseklikleri ve yönlenmeleri bağlamında değerlendirilecektir. Şekil 4.1'de makine öğrenmesi tabanlı değerlendirme modelinin yöntemini gösteren akış diyagramı verilmiştir. Çalışma kapsamında geliştirilen model, "Erken Mimari Tasarımda Enerji Analizi" kısaltması olan "EMTEA+" olarak adlandırılmıştır.

Tezin bu bölümünde yöntem tartışılmaktadır. Çalışmanın yöntemi 6 temel aşamadan oluşmaktadır.

1. Geometri Tabanlı Veri Analiz Düzleminin Oluşturulması
2. Makine Öğrenmesi için Veri Seti Oluşturulması
3. Makine Öğrenimi Tahmin Modeli için modellerin eğitilmesi ve test edilmesi
4. Tahmin Modelinin Yüzey Esaslı Parçalama Algoritması ile birleştirilmesi ve Tasarım Modelleme Ortamı ile Entegrasyonu
5. Tahmin Modelinin Kullanıcı Arayüzünün Yapılandırılması
6. Tahmin Modelinin Doğrulanması ve Değerlendirilmesi



Şekil 4. 1:Çalışmanın yöntem iş akış diyagramı.

4.1. Modelin Varsayımları ve Kısıtlamaları

Bu çalışmada geliştirilen makine öğrenmesi tabanlı bina enerji tahmin modeli, modelin oluşumunda kullanılan veri yapısı, veri üretimindeki enerji simülasyon süreçleri, algoritmanın kullanıcı arayüzüne dönüşümü ve entegrasyonu bağlamında, belirli yöntemsel sınırlamalar ve teknik çerçeveler doğrultusunda birtakım varsayımlara ve kısıtlılıklara dayanmaktadır.

- Model kapsamında, binaların enerji performansı yalnızca ısıtma ve soğutma enerji yükleri üzerinden değerlendirilmiş; karbon salımı, gömülü enerji , iç kazançlardan oluşan enerji tüketim değerleri gibi diğer enerji türleri ve çevresel göstergeler analiz dışı bırakılmıştır. Bu sınırlama, modelin erken tasarım aşamasına odaklanması ve yalnızca bina formu ve geometrisi gibi mimari biçimsel parametreler üzerinden tahmin yapılması esasına dayanmaktadır. Ancak, söz konusu parametrelerin enerji performansına olan etkisinin modellenmesi sürecinde geliştirilen yaklaşım, ilerleyen çalışmalarda farklı enerji türleri ve çevresel göstergelerin entegrasyonuna açık bir yapı sunmaktadır. Bu çalışmanın kapsamı gereği dışarıda bırakılan unsurların, ileride çok kriterli değerlendirme sistemleriyle bütünleştirilerek daha kapsamlı bina performansı modellerine dönüştürülebileceği öngörülmektedir.
- Bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen analizlerde, Türkiye'nin Türkiye'de "Sıcak-Kuru İklim", "Sıcak-Nemli İklim", "Ilıman-Kuru İklim", "Ilıman-Nemli İklim" ve "Soğuk İklim" olarak görülen beş farklı iklim bölgesi içerisinde "Ilıman-Nemli İklim" kuşağında yer alan İstanbul ili referans alınarak, sadece bu bölgeye ait iklim verileri kullanılmıştır. Çalışmada veri üretiminde gerçekleştirilen enerji simülasyonları, İstanbul'un yıl boyu temsil ettiği dış iklim koşullarına göre yürütülmüştür. Çalışmanın kapsamı, zaman ve kaynak sınırlamaları, parametrik analiz düzeyinin yüksek varyasyon üretimini gerektirmesi gibi faktörler nedeniyle, diğer iklim bölgeleri kapsam dışında bırakılmıştır. Bununla birlikte, geliştirilen model yapısı itibarıyla farklı iklim senaryolarına uyarlanabilecek esneklikte tasarlanmış olup, ilerleyen çalışmalarda farklı iklim bölgeleri ile genişletilerek test edilebilir niteliktedir.

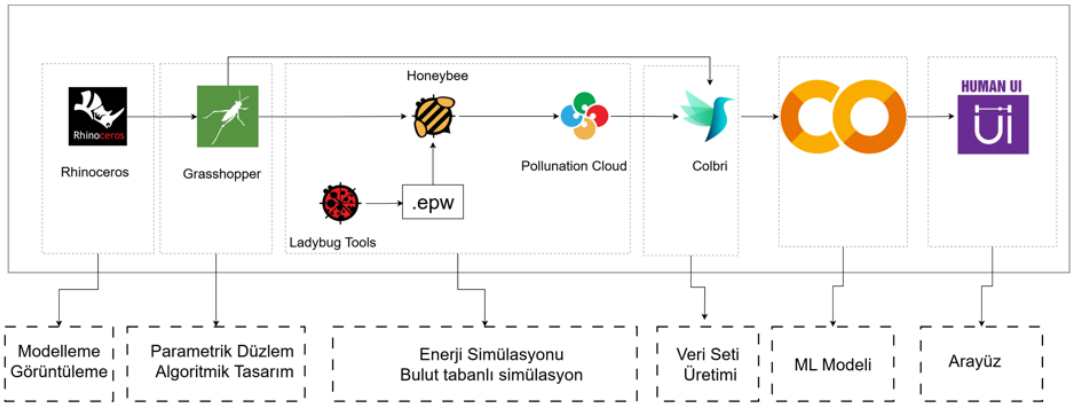
- Çalışma kapsamında, çalışmanın tekil bir bina kütlesi üzerinden yürütülmüş, komşu binalar, kentsel doku, topografik koşullar vb. çevresel etkiler analiz kapsamına dâhil edilmemiştir. Bu tercihin temel nedeni, bina formuna bağlı parametrelerin enerji tüketimi üzerindeki etkilerini yalın ve dış etkilerden bağımsız bir şekilde inceleyebilmektir. Ayrıca oluşturulan parametrik veri setinin hacmi ve hesaplama yükü, çalışma kapsamında analiz düzeyinin belirli sınırlarda tutulmasını gerekli kılmıştır. Geliştirilen modelin modüler yapısı sayesinde, ilerleyen çalışmalarda bu tür çevresel faktörlerin entegrasyonuna uygun bir altyapı da sunulmuştur.
- Bu çalışmada, veri hacmi ve simülasyon süresine ilişkin teknik sınırlılıklar nedeniyle bina düzeyi bağlamında, mikro-ölçekli ve bağımsız bir bina kütlesi üzerinden değerlendirilmiştir. Bu yaklaşım kapsamında, komşu yapılar, kentsel çevre ve topografya etkenlerinden oluşan dış çevresel parametreler analiz kapsamına alınmamıştır. Bununla birlikte, geliştirilen modelin yapısı, gelecek çalışmalarda çevresel parametrelerin ve karmaşık kentsel senaryoların modele entegre edilmesine olanak sağlayacak alt yapıya sahip bir yöntemde kurgulanmıştır.
- Bu çalışmada geliştirilen model, voxel tabanlı bir geometrik ayrıştırma sistemine dayandığı için, karmaşık eğrisel bina formları analiz kapsamına dâhil edilmemiştir. Voxel tabanlı yaklaşım, binanın üç boyutlu uzayda düzenli ızgara birimlerine bölünmesini esas aldığı için, eğrisel yüzeylerin hassas temsili mümkün olmamaktadır. Bu nedenle, özellikle serbest formlu ve organik geometrilere sahip bina kütleleri modelleme dışında tutulmuştur. Bununla birlikte, modelin algoritmik yapısı, gelecekte daha gelişmiş form tanıma ve farklı formlara uyarlanabilen ayrıştırma yöntemleri ile eğrisel formları kapsayacak şekilde geliştirilmeye açıktır.
- Çalışmada önerilen model, erken tasarım aşamasına odaklandığı ve veri setinin boyutu ile ilgili kısıtlılıklardan dolayı bazı mimari ve yapısal detaylar analiz kapsamının dışında bırakılmıştır. Bina kat yüksekliği tüm oluşturulan planın her yerinde sabit olarak ele alınmıştır.
- Geliştirilen modelin plan geometrisi tanım yönteminin Voxel tabanlı ayrıştırma yaklaşımından oluşmasından dolayı, modelde bina içi boşlukların

mekânsal organizasyonu yerine, dış geometrik formların enerji performansı üzerindeki etkisine odaklanmaktadır. Bu nedenle iç mekân ilişkilerini düzenleyen bölücü duvarlar, merdiven ve asansör gibi düşey sirkülasyon sistemleri ve strüktürel bileşenler analiz sürecine dahil edilmemiştir. Geliştirilen modelde plan geometrisinin iç bölücü duvarların bulunmadığı varsayılmıştır.

4.2. Modelin Parametrik Olarak Kurulması

Makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modellerinde, modelin doğruluğu kadar genelleştirilebilirliği de büyük ölçüde kullanılan verilerin sistematik bir şekilde üretilmesine ve parametrelerinin doğru tanımlanmasına bağlıdır. Bu nedenle, bina enerji performansının değerlendirilmesinde hem hesaplamalı tasarım araçlarının sağladığı nicel verilerin üretim yöntemi hem de simülasyon destekli analiz verilerinin bunlarla olan ilişkisi kritik bir rol oynamaktadır. Bu çalışmada, bina enerji performansının erken tasarım aşamasında değerlendirilmesini olanak sağlayan parametrik ve hesaplamalı araçlar bütünleşik bir yapı içinde kullanılmıştır. Öncelikle 3 boyutlu modelleme ve parametrik tasarım işlemleri için Rhinoceros ve onun görsel programlama arayüzü olan Grasshopper yazılımları kullanılmıştır. Çalışmada oluşturulacak olan modeli enerji tüketimi açısından değerlendirmede kullanmak ve varyasyonları simüle etmek için Honeybee ve Ladybug Grasshopper eklentileri kullanılmıştır. Grasshopper, tasarımcıların komut dosyası deneyimleri olmadan basit, karmaşık ve serbest formlar oluşturmasına olanak tanıyan Rhinoceros 3 boyutlu modelleme yazılımı içerisinde çalışan parametrik bir modelleme eklentisidir (Banihashemi et al., 2017). Sadeghipour Roudsari ve arkadaşları (Roudsari & Pak, 2013) Grasshopper platformu üzerinde eklenti simülasyon araçları olan Ladybug ve Honeybee'yi geliştirmiştir. Bu araçlar, toplam enerji talebi gibi farklı analizlerin saatlik hesaplamalarını gerçekleştirmektedir. Bu eklentiler hem akademik çalışmalarda hem de sektörel çalışmalarda sıklıkla kullanılan, doğrulama çalışması sağlanmış bir bina enerji simülasyon motoru olan EnergyPlus'ı bünyelerinde barındırmaktadır. Son yıllarda yapılan birçok çalışma, EnergyPlus yazılımını binaların enerji performansını modellemek için en uygun motor araçlarından biri olarak ortaya koymaktadır. Bu nedenle literatürde birçok çalışmada simülasyon, enerji analizi, mekânsal ve yaya

seviyesi konfor hesaplamaları için hem Ladybug hem de Honeybee kullanımı görülmektedir. (Alammar, 2022).



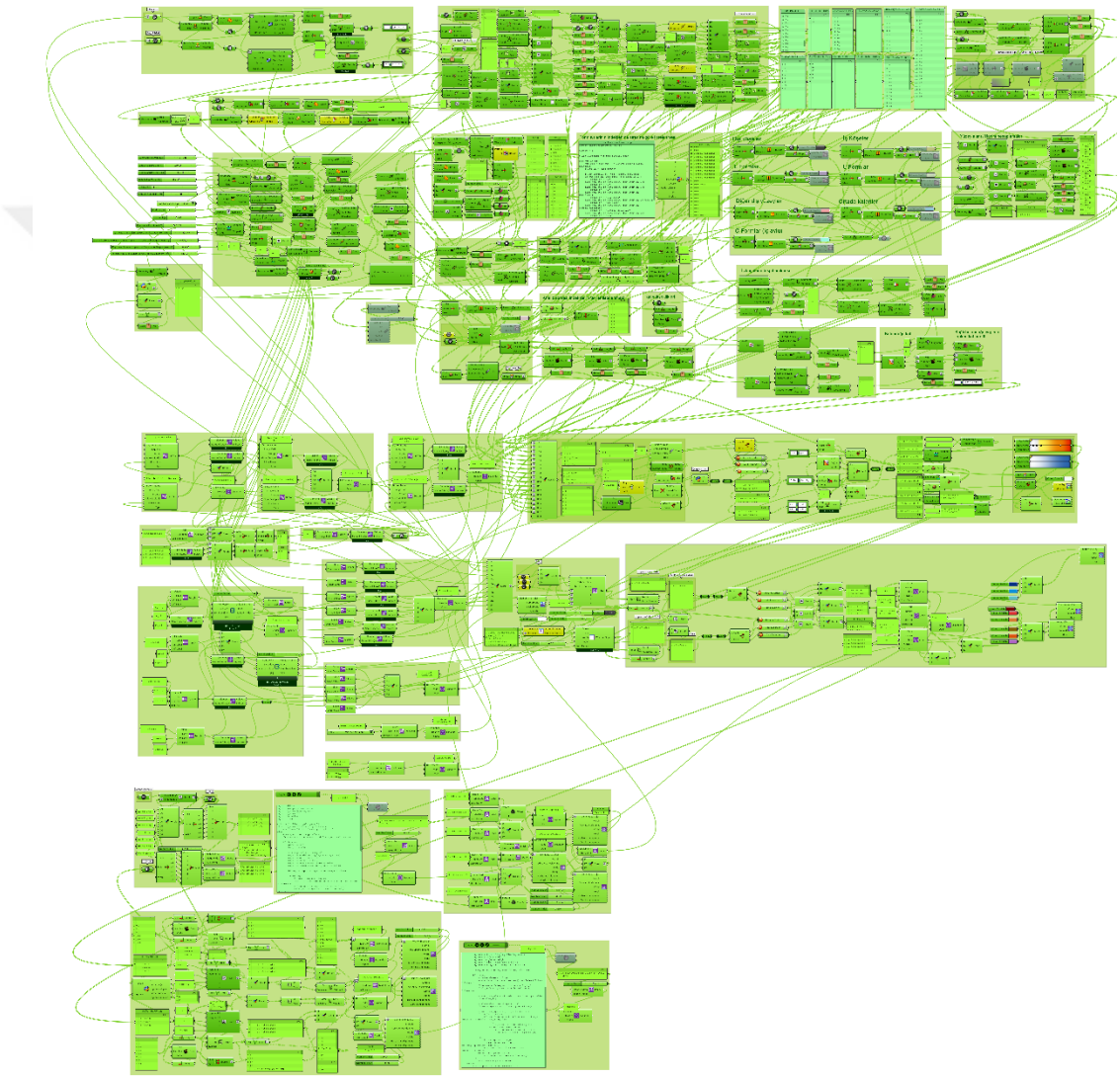
Şekil 4. 2:Çalışmada kullanılacak olan araçlar.

Parametrik varyasyonların sistematik şekilde yürütülmesi ve simülasyona dayalı veri setinin oluşturulması sürecinde, Grasshopper üzerinde çalışan Colibri eklentisi kullanılmıştır. Bu eklenti ile birlikte tanımlanan tasarım parametrelerinin tüm olası kombinasyonlarını sistematik biçimde oluşturarak, her bir varyasyon için enerji simülasyonlarının otomatik olarak yürütülmesini sağlamıştır. Bu yöntemle birlikte modelin değişken parametrelerine bağlı olarak binlerce farklı senaryo düzenli olarak veri seti haline getirilmiştir.

Çalışmada, üretilen veri setinden makine öğrenmesi tabanlı enerji tüketimini tahmin edebilmek için farklı makine öğrenmesi modelleri veri seti üzerinde denenmiştir. Modelin eğitimi Python programlama dili kullanılarak, bulut tabanlı bir çalışma ortamı olan Google Colab üzerinden gerçekleştirilmiştir. Model, eğitim sürecinde parametrik varyasyonlara ait giriş verileri ile simülasyondan elde edilen enerji yükü çıktıları arasında karmaşık ilişkileri öğrenerek, daha sonra tasarım varyantlarına ait enerji tüketimini yüksek doğrulukla tahmin edebilecek bir yapıya ulaşmıştır.

Modelin çıktılarının tasarım kararlarını yönlendirebilmesi ve kullanıcıya sezgisel geri bildirim sunabilmesi amacıyla, Grasshopper içerisinde çalışan Human UI eklentisi ile bir arayüz geliştirilmiştir. Bu arayüz sayesinde modelin çıktısının kullanıcılar, tarafından erken tasarım aşamasında farklı tasarım senaryolarının aynı anda enerji performanslarını görme ve model üzerinde görselleştirebilmekte, karşılaştırmalı

değerlendirmeler yapabilme imkanı oluşturulmuştur. Çalışmanın parametrik düzlemdeki algoritmik çözümlemelerin bir kısmı, Python programlama dili kullanılarak kodlama yoluyla gerçekleştirilmiştir. Grasshopper platformu, Rhino.Geometry kütüphanesi ile bütünleşik çalışan "GhPython" bileşeni aracılığıyla Python betikleriyle tasarım parametrelerinin kontrol edilmesine olanak tanımaktadır.



Şekil 4.3: Grasshopper parametrik veri analiz düzlemi

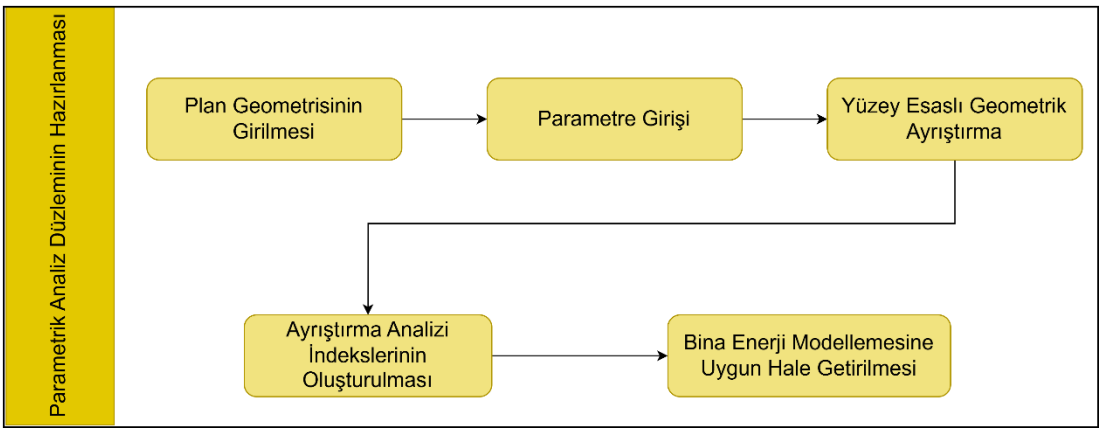
4.3. Bina Analiz Düzleminin Oluşturulması

Binalarda enerji tüketimi değerlendirmesinde, oluşturulan geometrinin ısıl bölgelere ayrılması önemlidir. Isıl bölgeleme, bina enerji simülasyonlarında, bir binanın mekânsal olarak ayrı odalara veya alanlara ayrılması yaklaşımıyla tanımlanan önemli bir yöntemdir. Bu yaklaşım, alan kullanımı ve güneş kazancı gibi faktörlere bağlı olarak benzer ısıl yük profillerine sahip birden fazla mekanın tek bir ısıl bölge olarak gruplanması ile oluşturulur.

Çalışmada, bina geometrilerinin ısıl bölgeleme kurallarına göre ayrıştırılması, binayı oluşturan yüzeylerin detaylı bir şekilde tanımlanması ve makine öğrenmesi süreçlerinde kullanılacak verinin hazırlanması açısından önemli bir rol oynamaktadır. Özellikle, bina geometrisinin bu şekilde parçalara ayrılarak tanımlanması, bina modelinin daha kapsamlı ve detaylı bilgi içermesini sağlayarak makine öğrenmesi algoritmaları için daha optimize ve verimli bir veri setinin oluşturulmasına katkıda bulunmaktadır. Bu bağlamda, ısıl bölgeleme sadece simülasyon süreçlerini kolaylaştırmakla kalmamakta, aynı zamanda veri işleme ve analitik süreçlerde de önemli bir temel oluşturmaktadır.

Makine öğrenimi, tahmin modeli eğitmek için yeterli veri gerektirdiğinden, çok sayıda simülasyon varyasyonu gerçekleştirmeyi mümkün kılan parametrik tasarım araçları kullanılmıştır. Çalışma kapsamında Rhinoceros Grasshopper ortamında modelleme ve analiz düzlemleri oluşturulmuştur

Enerji simülasyonların gerçekleştirilmesi, içlerinde bulundurdukları hesap metotlarından dolayı zaman alıcı ve yüksek hesaplama gücü gerektirmektedir. Bu nedenle, bu araştırmada, çalışmanın da temel çıkış problemlerinden birisi olan enerji simülasyonları kapsamındaki zaman tüketimi sorununu çözmek için bulut tabanlı enerji simülasyonu ve makine öğrenimi yöntemlerinden faydalanılmıştır.



Şekil 4.4: Parametrik analiz düzleminde plan geometrisi ayrıştırma süreçleri.

4.4. Yüzey Esaslı Ayrıştırma Algoritması

Mimari tasarımım erken tasarım süreçlerinde, binanın form etkenleri ile ilgili değişkenler enerji tüketiminde önemli bir rol oynamaktadır. Binanın form etkenlerinde önemli bir durum ise bina geometrisinin tanımlanmasıdır. Enerji tüketim değerlendirmelerinde ısıl bölgeleme yöntemi kullanılmaktadır. Bina enerji simülasyonlarında ısıl bölgeleme, genellikle bir binanın mekânsal olarak bireysel odalara veya alanlara bölünmesi yöntemiyle uygulanmaktadır. Bu yöntem, ısıtma, havalandırma ve iklimlendirme (HVAC) sistemlerinin tasarımını ve simülasyon sürecini kolaylaştırmaktadır. Aynı ısıl yük profiline sahip birden fazla odanın tek bir bölge içinde gruplandırılmasını sağlar (Bobenhausen, 1994).

Ancak, binaların erken tasarım aşamasında, kesin oda yerleşimi süreç olarak henüz tanımlanma aşamasında olmayabilir. Bu soruna çözüm olarak, ASHRAE 90.1 Ek G, bu tür durumlar için kılavuz sunmakta ve katların çekirdek (core) ve çevresel (perimeter) bölgelere ayrılmasını önermektedir. (ANSI/ASHRAE/IES Standard 90.1–2019). Çevresel bölge, cepheden itibaren 5 metreye kadar uzanan alan olarak tanımlanır ve birden fazla yöne yayılıyorsa alt bölgelere ayrılmalıdır. Geriye kalan merkezi alan ise çekirdek bölgesini oluşturmaktadır. Bu yöntem, erken tasarım aşamalarında bölgeleme sürecini sistematik hale getirmekte olup, etkili enerji modelleme ve HVAC sistem tasarımını kolaylaştıran bir yaklaşım sunmaktadır.

Birçok bina enerji simülasyonu çalışması, günümüz bina enerji simülasyon programlarının karmaşık binaları modellemek için basitleştirilmiş dinamik ısı transferi bölgelendirmelerini içerdiğini göstermiştir. Bu araçların çoğu, her ısıl bölgedeki iç

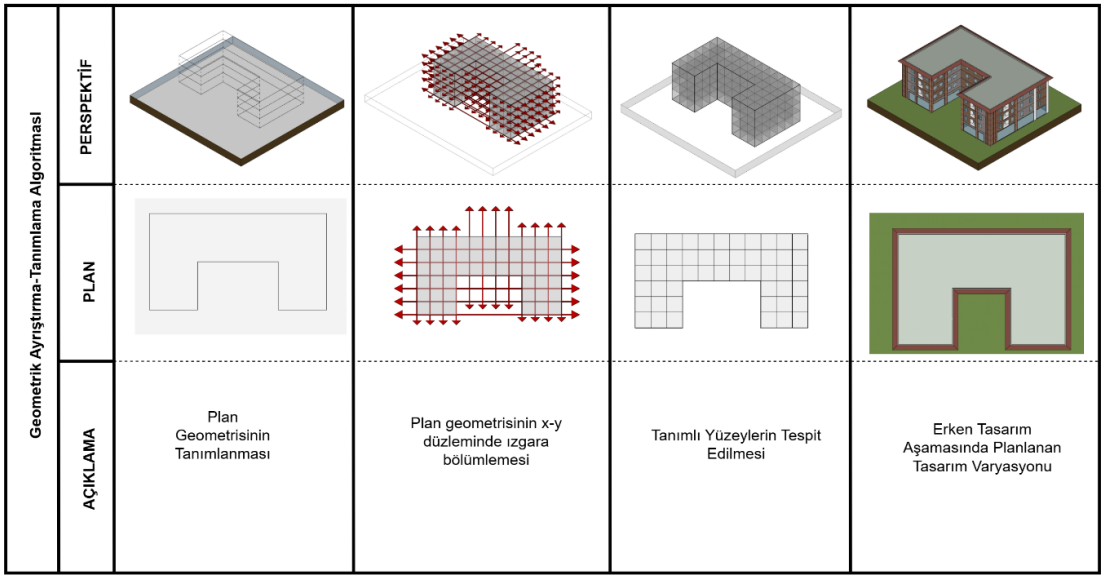
hava sıcaklığının homojen ve iyi karışmış olduğunu varsaymaktadır. Bu durum, ısıl bir bölge içindeki sıcaklığın mekânsal olarak eşit olduğu kabul edilmektedir. Benzer şekilde, ASHRAE Standardı 90.1 ve CIBSE gibi bina enerji simülasyonuna ilişkin standartlar ve kılavuzlar, modeldeki toplam ısıl bölge sayısını azaltmak amacıyla genellikle merkez ve çevre ısıl bölgeleme stratejisinin kullanılabileceğini ifade etmektedir.

Bina enerji simülasyon araçlarının birçoğu varsayılan strateji olarak genellikle iki basit ısıl bölgeleme yöntemi sunmaktadır. Bu yöntemler, her kat için tek bir ısıl bölge veya kuzey, güney, doğu ve batıya bakan dört çevresel bölge ile merkez bölgesini içerir.

Bu çalışmada enerji tahmin modeli için oluşturulacak olan veri setinde Energy Plus tabanlı simülasyon gerçekleştirilecektir. Bina form etkenlerinin, bina enerji veri setine doğru bir şekilde işlenebilmesi için ısıl bölgeleme yöntemine uyumlu olacak şekilde binanın geometrisini ve yüzey durumlarını tanımlayan ızgara tabanlı bir geometrik ayrıştırma algoritması geliştirilmiştir.

4.4.1. Bina Plan Geometrisinde Izgara Birimlerin Boyutlarının Belirlenmesi

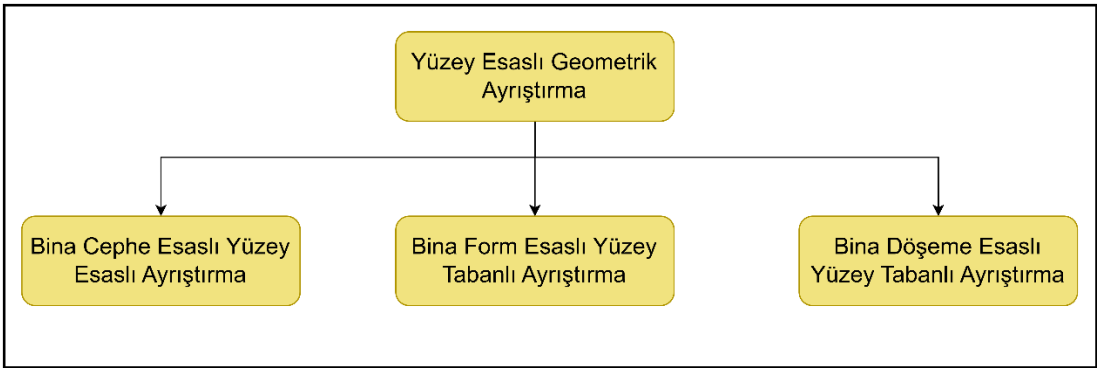
Yüzey esaslı ayrıştırma modelinde, ısıl bölgeleme işleminin ilk adımı, ızgara biriminin boyutunu tanımlamaktır. Izgara birimi, bina enerji simülasyonunun çalışma prensibini oluşturan ısıl bölgeleme kuralına uygun olacak şekilde tanımlanmalıdır. ASHRAE 90.1 Ek G, bu durum için kısa bir kılavuz sunarak bir katın merkez ve çevre bölgelerine ayrılması gerektiğini belirtir. Çevre bölge, cephenin boyunca uzanan ve 5 metre derinliğe sahip olan alan olarak tanımlanır. Değerlendirme modelinin, enerji simülasyonu ile uyumlu sonuçlar vermesi adına en yüksek ısıl bölgeleme boyutunu erken tasarım aşamasındaki bir ölçüm için 3 metre olarak belirtilmiştir. Literatürdeki yaklaşım da incelendiğinde ısıl bölgeleme bloklarının 3 metre ile 4 metre aralığında yapıldığı görülmektedir (Khalil vd., 2023; Z. Li vd., 2019; Massafra vd., 2024; Shin vd., 2018). Voxel tabanlı ısıl bölgeleme yönteminin ikinci adımında, tasarımcı tarafından tanımlanan plan geometrisi, x-y koordinat sisteminde gridlerin belirlenen boyutta bölünecektir (Şekil 4.5).



Şekil 4.5: Geometrik ayrıştırma tanımlama algoritması.

Yüzey esaslı ayrıştırma algoritması, temel olarak 3 farklı yüzey ayrıştırma yönteminden oluşmaktadır. Bu yöntemler ASHRAE 90.1 ve ASHRAE 55 standartlarında açıklanan binaların ısıl performanslarının ölçülmesi ve değerlendirilmesi esasları göz önünde bulundurularak, binaların ısıl enerji tüketimini etkileyen faktörlere ve bina yüzeylerinin farklı ısıl karakteristikleri dikkate alınarak belirlenmiştir

- Bina cephe esaslı yüzey ayrıştırma
- Bina form esaslı yüzey ayrıştırma
- Bina döşeme esaslı yüzey ayrıştırma



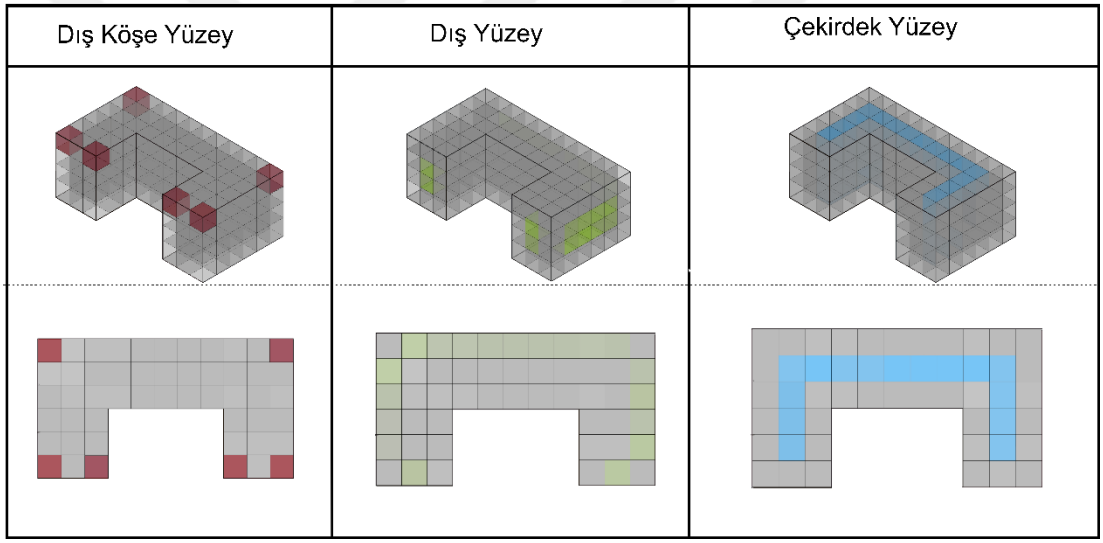
Şekil 4. 6: Yüzey esaslı geometrik ayrıştırma yönteminde geometrik ayrıştırma türleri.

4.4.2. Bina Formuna Bağlı Yüzey Parametresi

Bu duruma istinaden bir binanın yüzey özelliklerine bağlı olarak dış yüzey ve çekirdek yüzey olarak ayrıştırılmıştır.

- Dış köşe yüzeyler
- Dış yüzeyler
- Çekirdek yüzeyler

Ayrıştırma algoritmasında aşağıda belirlenen dış yüzey durumlarına göre, ızgara birimleri tanımlanmıştır.



Şekil 4.7: Yüzey ayrıştırma yönteminde bina iç-dış yüzey varyasyonları.

Ayrıştırma modelinin bu kısmında, bina yüzeylerini form tiplerine göre sınıflandıran parametrik bir ayrıştırma yöntemi kullanılmıştır. Yüzey-geometri ilişkisi, bina enerji simülasyonlarında ısıl bölgelerin belirlenmesi, ısı kayıplarının analiz edilmesi ve enerji performansı tahminlerinin doğruluğunun artırılması açısından önemlidir. Literatürde, BEM kapsamında, bina geometrisinin ve yüzeylerin enerji performansına etkisini belirlemek için farklı topolojik ayrıştırma yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemler genellikle bina yüzeylerini voksel tabanlı ayrıştırma, parametrik modelleme ve mekânsal analiz teknikleri ile birleştirerek simülasyon süreçlerini optimize etmeyi amaçlamaktadır.

Bu ayrıştırma modeli, farklı bina formlarına sahip yüzeyleri aşağıdaki varyasyonlar dahilinde tanımlanmıştır.

- U Form iç avlu yüzey birimi
- L Form iç avlu yüzey birimi
- Teras Form dış yüzey birimi
- Konsol Form dış yüzey birini
- Avlu form iç avlu yüzey birimi

U Form İç Avlu Yüzey Birimi: U şeklindeki binalar, merkezi bir avluya sahip olup, güneş ışınımı, rüzgar yönü ve doğal havalandırma etkilerinden farklı oranlarda maruz kalmaktadır. Bu nedenle, avluya bakan iç yüzeyler ayrı bir ısıl bölge olarak değerlendirilmelidir.

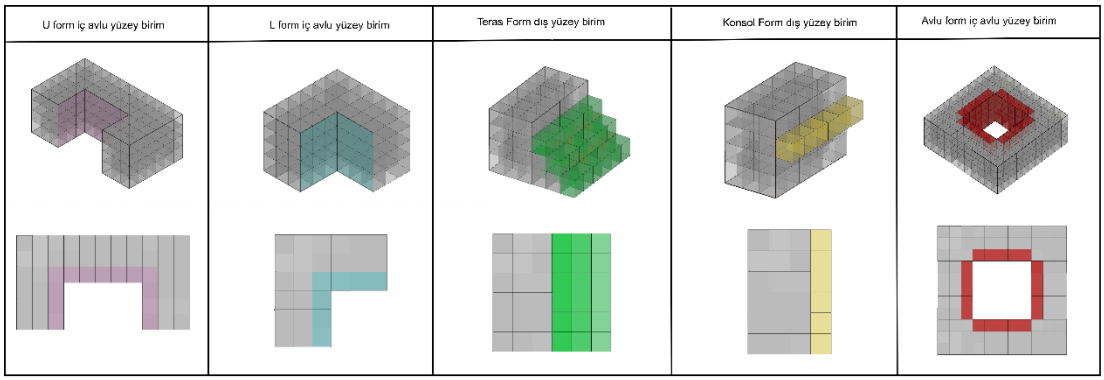
L Form İç Avlu Yüzey Birimi: L şeklindeki binalar, tek taraflı bir açıklığa sahip oldukları için tek yönlü hava akışı ve ısıl etkileşimlerine maruz kalan özel bir yüzey tanımlamasına sahiptir.

Teras Form Dış Yüzey Birimi: Açık teraslara sahip binalar, üzerinde doğrudan güneş ışınımı alan yüzeylere sahiptir. Bu yüzeyler yüksek radyasyon kazançları ve ısı kayıpları açısından analiz edilmelidir.

Konsol Form Dış Yüzey Birimi: Konsollar (çıkmalar), bina formundan bağımsız olarak dışarı taşan elemanlar olup, genellikle ısı kayıplarının ve gölgeleme etkisinin en fazla olduğu bölgeler arasında yer alır. Bu yüzeyler, diğer dış ile temaslı yüzeylere göre çok daha fazla ısı kaybı veya kazancı durumunda oldukları için ayrı bir parametre olarak ele alınmalıdır.

Avlu Form İç Avlu Yüzey Birimi: Kapalı iç avlulara sahip bina formları, güneş ışınımı ve hava akışının sınırlı olduğu ısıl bölgeler oluşturur. Bu nedenle, dış cephelerden farklı olarak iç avlu yüzeyleri ayrı bir değerlendirmeye tabii tutulmalıdır.

Bu modelleme yaklaşımı, erken tasarım aşamalarında bina formunun enerji performansına etkilerini analiz etmek, bina yüzeylerinin topolojik ve geometrik farklılıklarını dikkate alarak simülasyon doğruluğunu artırmak amacıyla uygulanmaktadır.

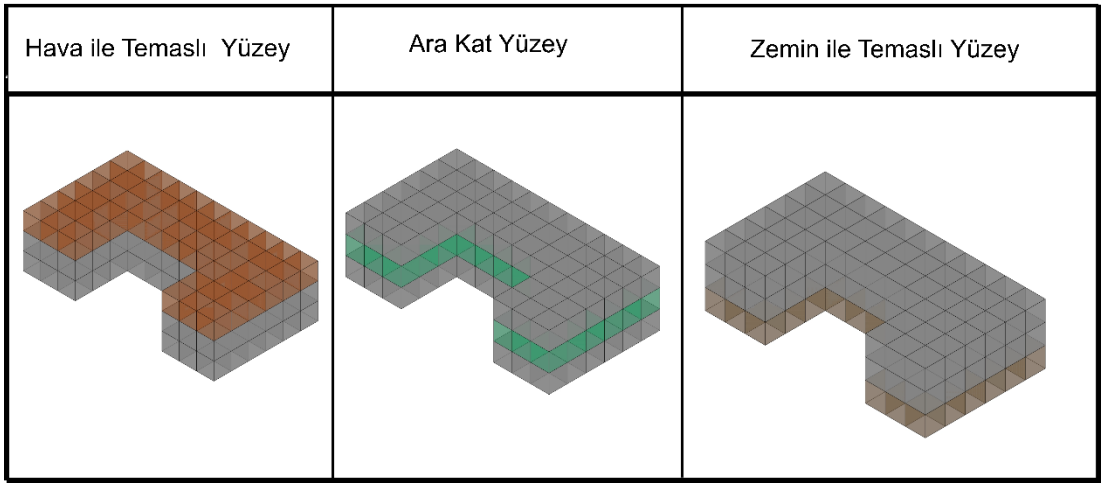


Şekil 4. 8: Yüzey ayrıştırma yönteminde farklı plan geometrilerinin yüzey varyasyonları.

4.4.3. Yüzey Zemin-Atmosfer İlişkisine Bağlı Yüzey Parametresi

Ayrıştırma modelinin bu kısmında, bina yüzeylerini çevresel etkileşimlerine göre sınıflandıran bir tanımlama oluşturulmuştur. Bina yüzeylerinin atmosfer ile temas eden , ara katta ısıtılan mekanlar arasında kalan ve zemin ile teması olan yüzeyler dikkate alınarak, farklı ısı transfer mekanizmalarına sahip alanları belirlemeye yönelik parametrik bir ayrıştırma yöntemi oluşturulmuştur.

- Hava ile temaslı yüzey
- Ara kat yüzey
- Zemin ile temaslı yüzey
- **Hava ile Temaslı Yüzey:** Binanın dış ortam ile doğrudan temas eden çatı ve çatı terası gibi yüzeyler, güneş ışınımı, rüzgar ve sıcaklık değişimleri gibi dış etkenlere, ara kat ve zemin ile temas eden yüzeylere kıyasla daha fazla maruz kalır.
- **Ara Kat Yüzey:** Binanın iç bölümlerinde yer alan, üst ve alt hacimler arasında kalan yüzeylerdir. Dış ortamla doğrudan temas etmediğinden, hava ile temaslı yüzeylere kıyasla daha az ısı transferine ve dış etkenlere maruz kalır.
- **Zemin ile Temaslı Yüzey:** Binanın zeminle doğrudan bağlantılı olan yüzeyleri toprak sıcaklığının yıl boyunca nispeten sabit olması nedeniyle, hava ile temaslı yüzeylere kıyasla daha az sıcaklık değişimine maruz kalır. Bu durum binaların bu bölgelerinde, kış döneminde iç mekân sıcaklığını korumaya yardımcı olurken, yaz döneminde ise serinletici bir etki sağlamaktadır. Bu nedenle, ısı kayıpları ve toprak kaynaklı ısıl etkiler açısından özel bir değerlendirme gerektirmektedir.



Şekil 4. 9:Yüzey ayrıştırma yönteminde zemin ve hava ile temaslı yüzey varyasyonları.

Bu ayrıştırma algoritması, bina enerji simülasyonlarında doğru ısıl bölgeleme ve ısı yükü hesaplamalarını sağlamak için kullanılmaktadır. Parametrik modelleme teknikleriyle uygulanan bu yöntem, erken tasarım aşamalarında bina formunun enerji performansına etkilerini değerlendirmek için kullanılabilir.

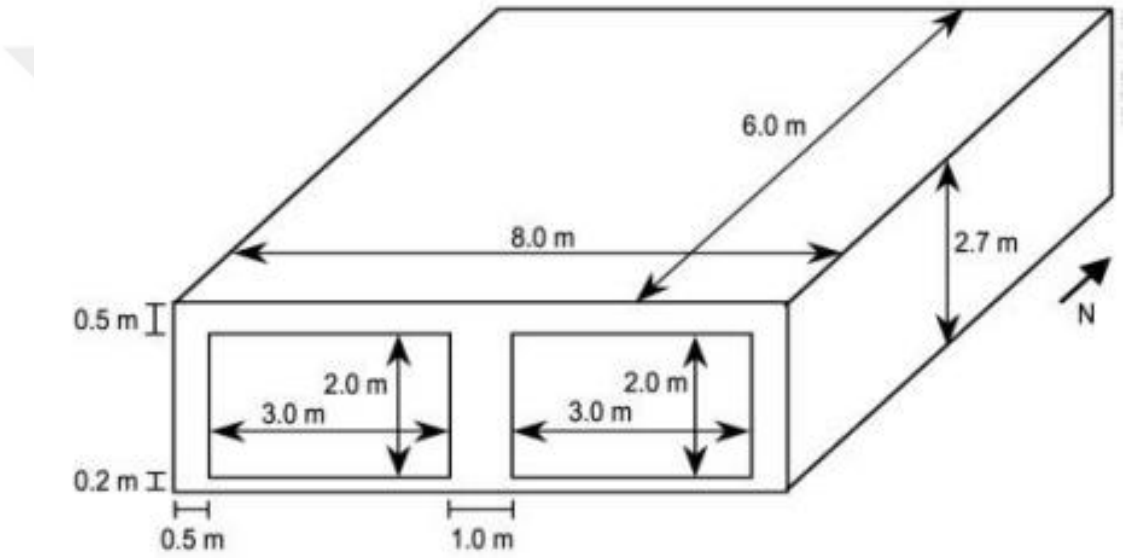
4.5. Yüzey Esaslı Ayrıştırma Algoritmasının Doğrulanması

Doğrulama, varsayımsal modelin tutarlı olduğundan ve gerçek ortamı temsil ettiğinden emin olmak için yapılan simülasyon süreçlerinin önemli adımlarından biridir. Birçok araştırmacı çalışmalarında simülasyon modellerinin doğrulama sürecini ve modelin doğrulanmasına yönelik kılavuzlarını incelemiştir (Sargent 2010; Qudrat-Ullah 2012; Rehman ve Pedersen 2012; Hora ve Campos 2015; Murray- Smith 2016; Zeigler ve Nutaro 2016). Bu kılavuzlar, kurulan modelin doğru bir şekilde formüle edilmesini ve gerçeğe yakın olmasını sağlamak için oluşturulmuştur. Ayrıca Law (2009), simülasyon modellerinin yargıda bulunmak için kullanılmadan önce doğrulanması gerektiğini belirtmiştir (Alammar, 2022).

Tezin bu bölümünde, geliştirilen yüzey esaslı ayrıştırma algoritmasının , fiziki enerji simülasyonu açısından doğruluğu, ANSI/ASHRAE Standard 140-2017'de tanımlanan "Bina Enerji Analizi Programlarının Değerlendirilmesi için Standart Test Yöntemi" doğrulama yöntemleri kapsamında değerlendirilmiştir.(ANSI/ASHRAE, 2017) ASHRAE 140 standardı, bina enerji analiz yazılımlarının doğruluğunu test etmek için basitleştirilmiş test senaryoları aracılığıyla enerji tüketimi tahminlerinin güvenilirliğini

sınamak amacıyla bir yöntem sunmaktadır. Çalışmada, geliştirilen yüzey esaslı ayrıştırma algoritmasının doğruluğu, ilgili standartta tanımlanan "shoebox modeli "olarak tanımlanan bina birimi kullanılarak, analiz düzleminde kullanılan standart bina enerji modellemesi ile karşılaştırmalı analiz yöntemi uygulanarak test edilmiştir.

ASHRAE 140-2017 standardında belirtilen test senaryoları dikkate alınarak, klasik enerji modellemesi ve yüzey esaslı ayrıştırma algoritması modellemesi için kullanılacak shoebox modeli oluşturulmuştur. Model, düşük kütleli, tek bölgeli, güney yönünde saydam alanı bir yapı olarak tanımlanmıştır.



Şekil 4. 10:ASHRAE 140-2017 standardı shoebox modeli boyutları.

Kaynak: ASHRAE, ASHRAE Standart 140, 2017.

Standartta önerilen "Case 600: Base Case" modeli olarak tanımlanan "test hücresi" yapısının form özellikleri aşağıdaki gibidir:

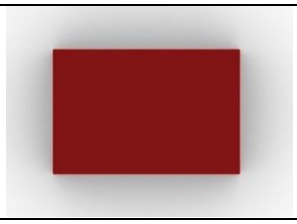
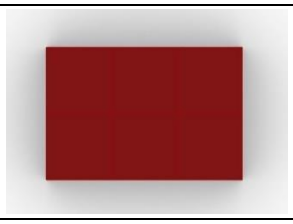
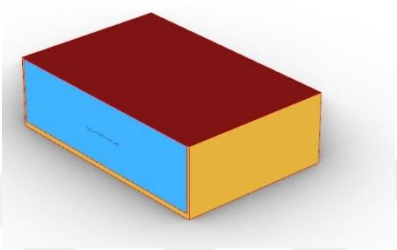
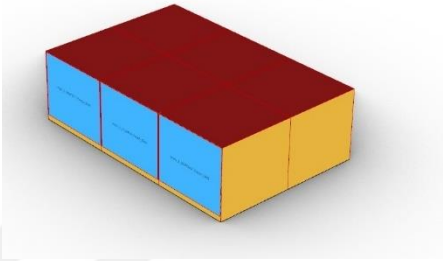
- 6m x 8m x 2,7 m dikdörtgen ebatlarında bir birim kütle kullanılmıştır
- Güney yönünde kullanılan pencere alanı 12 m^2 olarak
- Test hücresinin bina kabuğunda kullanılan malzemelerin ısıl özellikleri ve ısıl enerji performansına etki eden iç kazançlar ve aktif sistem özellikleri tablo 4.1'de ifade edilmiştir.

- Test hücrelerinin simülasyonlarında iklim verisi olarak, yıllık bazda saatlik periyotlarla oluşturulmuş olan TMY verisi üzerinden EPW dosya uzantılı iklim verisi kullanılmıştır. Enerji simülasyonlarında kullanılan iklim ise İstanbul Atatürk Havalimanı EPW iklim dosyası kullanılmıştır.

Tablo 4.1:Doğrulama çalışması enerji simülasyonu girdi verileri.

Veri Grubu	Tür	Birim	
İklim Verisi	EPW	-	İstanbul Atatürk Havalimanı
Bina Kabuğu	Toplam Isıl Geçirgenlik Duvar Çatı Döşeme Saydam Alanlar/Pencere Pencere SHGF	$W/m^{2\circ}K$	 0.57 0.38 0.51 1.8 0.25
Aktivite, ekipman ve Aydınlatma Midrise-Apartment	Toplam İç Kazançlar (Aydınlatma) Toplam İç Kazançlar (Ekipman)	W/m^2	9.36
	İşletme Zamanlaması Isıtma/Soğutma Sistemi	W/m^2	6.66 08:00-19.00: %50 19:00-08:00: %100
	İşletme Programı İç Kazançlar	-	
Kontrol ve Faaliyet (İklimlendirme)	Isıtma Ayarı Noktası (Sıcaklık)	°C	20
	Soğutma Ayarı Noktası (Sıcaklık)	°C	26
	İşletim Saatlerinde Minimum Doğal Havalandırma Oranı	vol/h	1,35
	Gece Havalandırma- Temel	vol/h	0.1
	Gece Havalandırma – Gelişmiş (Soğutma Modu)	vol/h	4

Yüzey Esaslı Ayrıştırma Algoritmasının Uygulanması: Geliştirilen algoritma, shoebox modeline uygulanarak, ısı transferi hesaplamaları, alan bazlı bölümlendirme süreçleri ve yüzey ısı değişim katsayıları açısından doğrulama analizine tabi tutulmuştur. Algoritmanın, güneş kazanımları, iç yüzey ısı değişimi ve hava değişim katsayıları gibi parametreleri doğru şekilde işlemesi sağlanmıştır.

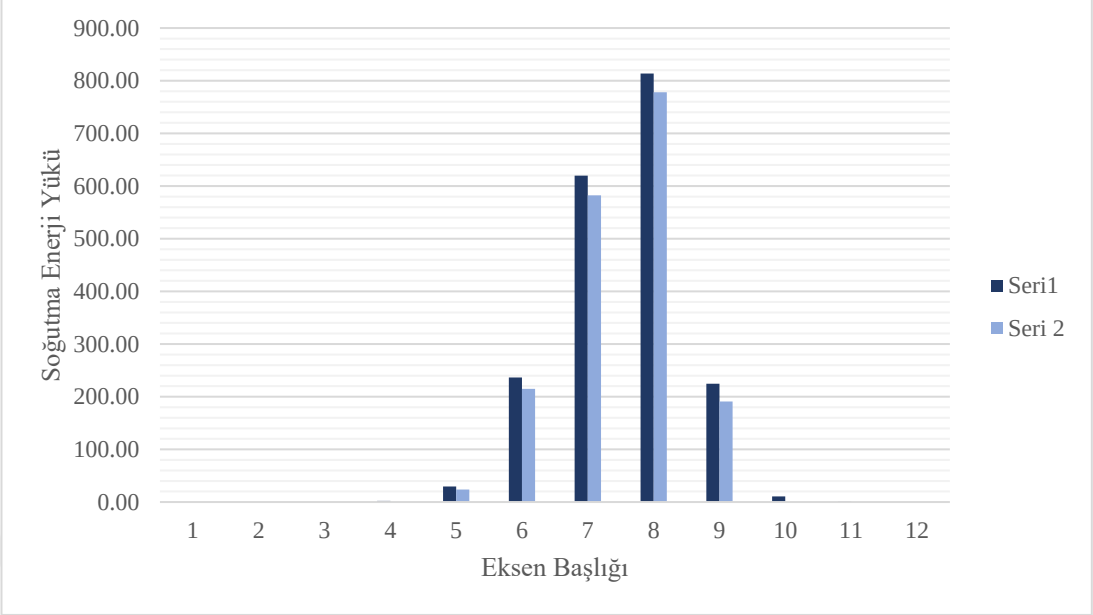
Oran	Klasik Enerji Modeli	Yüzey Esaslı Ayrıştırma Algoritması Enerji Modeli
Plan		
Perspektif		

Şekil 4.11: Klasik enerji model ve yüzey esaslı ayrıştırma algoritması modeli karşılaştırması.

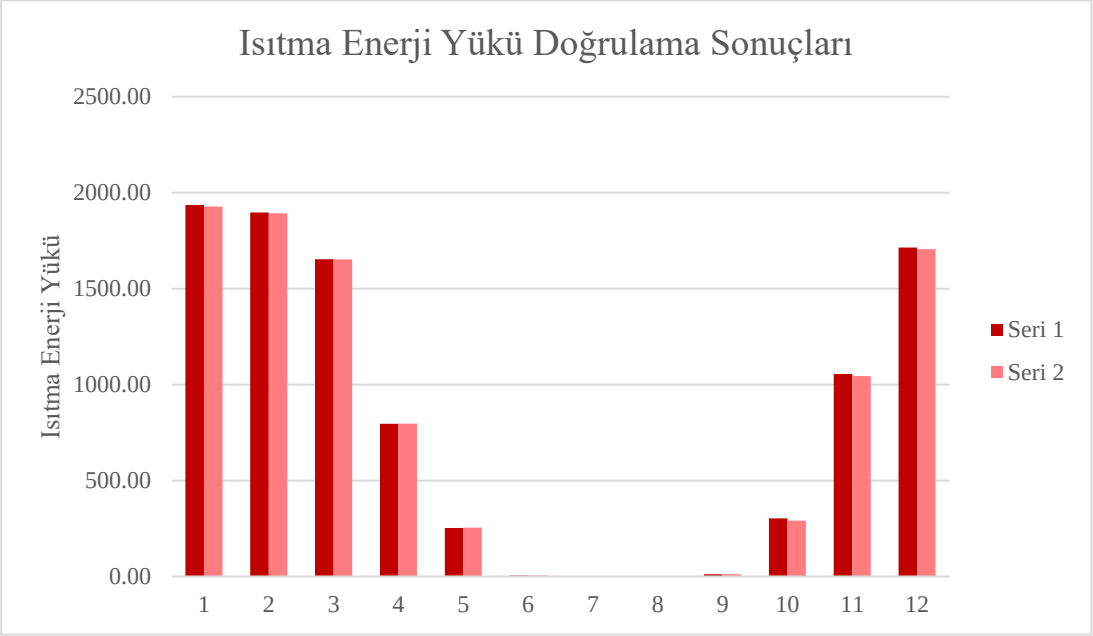
Geliştirilen yüzey esaslı ayrıştırma algoritması ASHRAE 140 Standardı çerçevesinde enerji simülasyonlarında kullanılan enerji modeli üretim yöntemiyle oluşturulmuş test hücresiyle aynı koşullarda aylık ısıtma ve soğutma enerji yükleri yıllık periyotta analiz edilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır.

- Özellikle ısıtma ve soğutma yükleri, iç sıcaklık değişimleri ve enerji tüketimi tahminleri üzerinde analizler yapılmıştır.
- Tablo 4.2 ve 4.3'enerji yükü doğrulama sonuçları paylaşılmıştır. Tablolarda seri 1 klasik modellemeyi, seri 2 ise ayrıştırma yöntemi ile yapılmış simülasyonu ifade etmektedir.

Tablo 4. 2: Doğrulama analizi soğutma yükü sonuçları.



Tablo 4. 3:Doğrulama analizi ısıtma yükü sonuçları.



Ayrıştırma algoritmasının doğruluğunu test etmek amacıyla gerçekleştirilen karşılaştırmalı analizde, ısıtma ve soğutma yükleri açısından elde edilen sonuçlar, algoritmanın enerji tahmini sürecine uygun veri üretme kapasitesini ortaya koymaktadır. Doğrulama süreci kapsamında, geliştirilen yüzey esaslı ayrıştırma

algoritması ile elde edilen veriler, enerji simülasyonu sonuçlarıyla karşılaştırılmış ve modelin enerji performansı tahminine yönelik veri üretme yeterliliği test edilmiştir.

Isıtma yükü açısından yapılan değerlendirmede, tahmin edilen sonuç ile referans simülasyon sonucu arasında yalnızca %0.44 oranında bir fark olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, ayrıştırma algoritması ile oluşturulan verilerin ısıtma yükü parametreleri açısından son derece tutarlı ve güvenilir olduğunu ortaya koymaktadır. Özellikle ısıtma yükü hesaplamalarında, yapının yönlenmesi, kat sayısı, üst ve alt hacimlerin varlığı, yüzey alanı/hacim oranı gibi parametrelerin doğru bir şekilde ayrıştırılması, algoritmanın temel başarım ölçütü olarak değerlendirilmektedir. %99,46'lık örtüşme oranı, geliştirilen algoritmanın bu parametreleri eksiksiz ve enerji analizine uygun biçimde ayrıştırabildiğini göstermektedir.

Soğutma yükü açısından ise doğruluk oranının daha farklı bir dağılım sergilediği görülmüştür. Verilen değer olan %8,3 hata veya %93,7 doğruluk oranı, ayrıştırma algoritmasının bazı bina bileşenlerini, özellikle pencere açıklıkları ve saydam yüzeylerin ısı kazancı üzerindeki etkilerini, ısıtma yüküne göre daha düşük hassasiyetle ayrıştırabildiğine işaret etmektedir. Bu farkın temel nedenlerinden biri, pencere yüzeylerinin güneş ışınımına maruziyeti, gökyüzü görüş oranı, cephe yönelimi ve saydamlık oranı gibi değişkenlere yüksek derecede duyarlı olmasıdır. Dolayısıyla, bu tür parametrelerin daha hassas temsil edilmediği durumlarda, soğutma yükü simülasyonu ile tahmin arasında daha belirgin farklar ortaya çıkabilmektedir.

Ancak %93,7 gibi bir doğruluk değeri yine de enerji performans değerlendirmelerinde kabul edilebilir bir aralıkta yer almakta ve ayrıştırma algoritmasının erken tasarım aşaması için yeterli düzeyde veri üretme kabiliyetine sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca, bu farklar doğrusal olmayan ısı kazancı mekanizmalarının modellenmesindeki zorluklarla da ilişkilendirilebilir. Soğutma yükünün, dolaylı ışıma, iç ısı kazançları ve cam geçirgenliği gibi daha karmaşık etkenlere bağlı olarak şekillenmesi, model hassasiyetini doğal olarak sınırlamaktadır.

Geliştirilen ayrıştırma algoritmasının ısıtma yükü hesaplamalarında yüksek doğrulukla veri sağlayabildiği, soğutma yükü açısından ise belirli sınırlamalarla birlikte yüksek doğrulama oranına sahip bir sonuç ortaya koymaktadır. Bu doğrulama süreci, algoritmanın bütüncül enerji tahmin modellerine entegre edilebilirliğini ve erken tasarım aşamasında kullanılabilirliğini desteklemektedir. Ayrıca, özellikle soğutma

yükü hesaplamalarındaki hassasiyetin artırılması adına, saydam yüzeylerin yön, oran ve ışınım verilerine göre daha detaylı ayrıştırılması, algoritmanın bir sonraki versiyonları için öneri niteliğindedir.

4.6 Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli için Veri Seti Oluşturulması

Makine öğrenmesinde veri sayısı ve doğruluğu, modelin genel başarısı ve öngörü gücü açısından kritik öneme sahiptir. Bir modelin performansı eğitim sürecinde kullanılan veri miktarı ve bu verinin kalitesine bağlı olarak değişkenlik göstermektedir. Enerji tahmin modeli için makine öğrenmesine sağlanan verinin fazla olması, modelin farklı geometrik varyasyonlar ve değerlendirme senaryolarına karşı uyumunun artmasına ve aşırı öğrenme riskinin azaltılmasını sağlamasıdır. Büyük veri setlerinin bir diğer olumlu tarafı ise, modelin daha fazla örüntü öğrenmesini sağlayarak karmaşık ilişkilerin model tarafından daha iyi anlaşılmasına imkan vermektedir.

Bina enerji simülasyonunda binanın fiziksel özellikleri enerji simülasyonunun girdileri olarak enerji tüketimini etkileyen birçok etken bulunmaktadır. Binanın form ve geometrisi, ısı kazanç ve kaybı ile ilgili önemli bir etken olmasının yanında binanın malzemelerinin ısısal özellikleri binanın ısı kazanç ve kayıplarını doğrudan etkiler. Isıtma, soğutma ve havalandırma (HVAC) sistemlerinin tipi, kapasitesi ve verimliliği de enerji tüketimini önemli ölçüde etkileyen diğer unsurlardır. Bu çalışma kapsamında bina form etkenlerinin enerji tüketimi etkisi üzerinden oluşturulan model için, bina form parametreleri değişken olarak bina plan geometrisi, bina kat yüksekliği, bina; diğer parametreler ise sabitler olarak ele alınmıştır.

Tablo 4. 4: Veri seti oluşturmak için yapılan analizin sabit ve değişken etkenleri.

Sabitler	Değişkenler
▪ **İklim** • Bölge İklimsel verileri ▪ **Bina Fonksiyonu** ▪ **Kullanıcı Profili** • Aktivite Düzeyi • Giyinme ▪ **İç Isı Kazançları** ▪ **Bina Kabuğu Yapı Malzemesi** • Opak malzemelerin toplam ısı geçirme katsayısı (U değeri) • Saydam malzemelerin toplam ısı geçirme katsayısı (U değeri) • Bina ısıl kütlesi ▪ **Kat planı yerleşimi** • İç duvarlar • Düşey yapı elemanları ▪ **Bina yerleşim dokusu** ▪ **Isıtma, soğutma ve havalandırma sistemleri (HVAC)**	▪ **Bina form geometrisi** • Zemin ve atmosfer ile temaslı yüzeyler • Bina formuna bağlı yüzey parametreleri ▪ **Bina dış yüzey saydamlık oranları** ▪ **Bina yönlenmesi** ▪ **Kat sayısı** ▪ **Kat yüksekliği**

Makine öğrenmesinde veri sayısı, doğruluğu sonraki süreçte alınacak sonuçlar için oldukça önemlidir. Makine ne kadar çok ve doğru veri ile eğitilirse tahmin doğruluğu da o kadar artmaktadır.

Çalışmada bina erken tasarım aşamasında enerji etkinliği açısından etkili olan plan geometrisi, bina yönlenme durumu, bina kat yüksekliği, bina cephelerine göre tane senaryo oluşturulmuş ve çalışmanın ilk aşamasını oluşturan kısım tamamlanmıştır. Çalışmada oluşturulacak olan veri setinin değişken girdi verilerinin değer aralıkları ve sayıları tablo 4.5, tablo 4.6 ve tablo 4.7'de ifade edilmiştir.

Tablo 4. 5: Analiz simülasyon değişken girdi verileri-1

Veri Grubu	Tür	Birim	Değer Aralıkları	Varyasyon
Bina Plan Geometrisi		-		
	Kare Form U Form L Form Teras Form Konsol Form	m	12-60	48
Cephe Sabit Saydamlık Oranı	Sabit Varyasyon	%	%0-%30-%60-%90	4
Bina Yönlenmesi	%45 derece açı ile 8 değer	°	0°-360°	8
Kat Yüksekliği	-	m	2.50-4.00	3
Varyasyon Sayısı	4608 varyasyon			

Tablo 4.6:Analiz simülasyon değişken girdi verileri-2

Bina Plan Geometrisi	Kare Form U Form L Form Teras Form Konsol Form		**Değer Aralıkları**	**Varyasyon**
Cephe Çapraz Saydamlık Oranı		%	%9, %9, %9,%33 %18, %18, %18,%66 %25.5, %25.5, %25.5,%93.5	3
Bina Yönlenmesi	%90 derece açı ile 4 değer	°	0°-360°	4
Kat Yüksekliği	-	m	2.50-4.00	3
Varyasyon Sayısı	1728 varyasyon			

Tablo 4. 7:Analiz simülasyon girdi verileri sayısı

Değişken Girdi Verileri-1	**4608**
Değişken Girdi Verileri-2	1728
Toplam Varyasyon Sayısı	6336 bina varyasyonu 986442 bina ısıl bölgeleme birimi varyasyonu

Çalışmada sabit olarak kabul edilen simülasyon girdileri ise tablo 4.8'de ifade edilmiştir.

Tablo 4.8:Analiz simülasyon sabit girdi verileri.

Veri Grubu	Tür	Birim	
İklim Verisi	EPW	-	İstanbul Atatürk Havalimanı
Bina Kabuğu	Toplam Isıl Geçirgenlik Duvar Çatı Döşeme Saydam Alanlar/Pencere Pencere SHGF	 W/m^2°K 	 0.57 0.38 0.51 1.8 0.25
Aktivite, ekipman ve Aydınlatma Midrise-Apartment	Toplam İç Kazançlar (Aydınlatma) Toplam İç Kazançlar (Ekipman)	W/m^2	9.36
	İşletme Zamanlaması Isıtma/Soğutma Sistemi	W/m^2	6.66 08:00-19.00: %50 19:00-08:00: %100
	İşletme Programı İç Kazançlar	-	
Kontrol ve Faaliyet (İklimlendirme)	Isıtma Ayarı Noktası (Sıcaklık)	°C	20
	Soğutma Ayarı Noktası (Sıcaklık)	°C	26
	İşletim Saatlerinde Minimum Doğal Havalandırma Oranı	vol/h	1.35
	Gece Havalandırma - Temel	vol/h	0.1
	Gece Havalandırma – Gelişmiş (Soğutma Modu)	vol/h	4

Enerji tahmin modeli için makine öğrenmesine sağlanan veri miktarının artması tek başına yeterli olmamakla birlikte, modele sağlanan verinin doğruluğu ve temizliği de büyük önem taşımaktadır. Hatalı ve eksik verilerle eğitilen bir model, yanlış tahminlerde bulunma riski barındırmaktadır. Bu çalışmada, analiz düzlemi parametrik tasarım ortamında oluşturularak hem geometri hem de enerji analizinde verinin entegrasyonu sağlanmış ve düzenli veri üretimi mümkün hale getirilmiştir.

Makine öğrenmesi tabanlı tahmin modellerinde veri setinin oluşturulması ve sistematik bir şekilde düzenlenmesi önemli adımlardan biridir. Özellikle bina enerji performans tahmini çalışmalarında, oluşturulacak olan veri setinin parametrik modelleme ortamında oluşturulması ve fiziki simülasyon yönteminin parametrik

modelleme düzlemi ile uyumlu bir şekilde çalışması, makine öğrenmesi modelleri için sunulan eğitim veri seti açısından kritik bir öneme sahiptir.. Bu çalışmada, yukarıdaki bölümlerde bahsedilen bina form etkenlerine bağlı bina varyasyonlarının sistematik olarak oluşturulması, analiz edilmesi ve enerji performansının değerlendirilmesi için Grasshopper platformunda geliştirilen parametrik modelleme ve analiz düzlemi kullanılmıştır. Bina enerji tüketim tahminlerini belirlemek amacıyla, farklı bina form varyasyonları tanımlanarak Ladybug Tools bünyesinde bulut tabalı bir platform olan Pollination sisteminde bulut tabanlı simülasyon (Cloud Computing Simulation) sistemi ile enerji analizleri gerçekleştirilmiş, elde edilen veriler sistematik olarak derlenmiştir.

4.7. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Oluşturulması

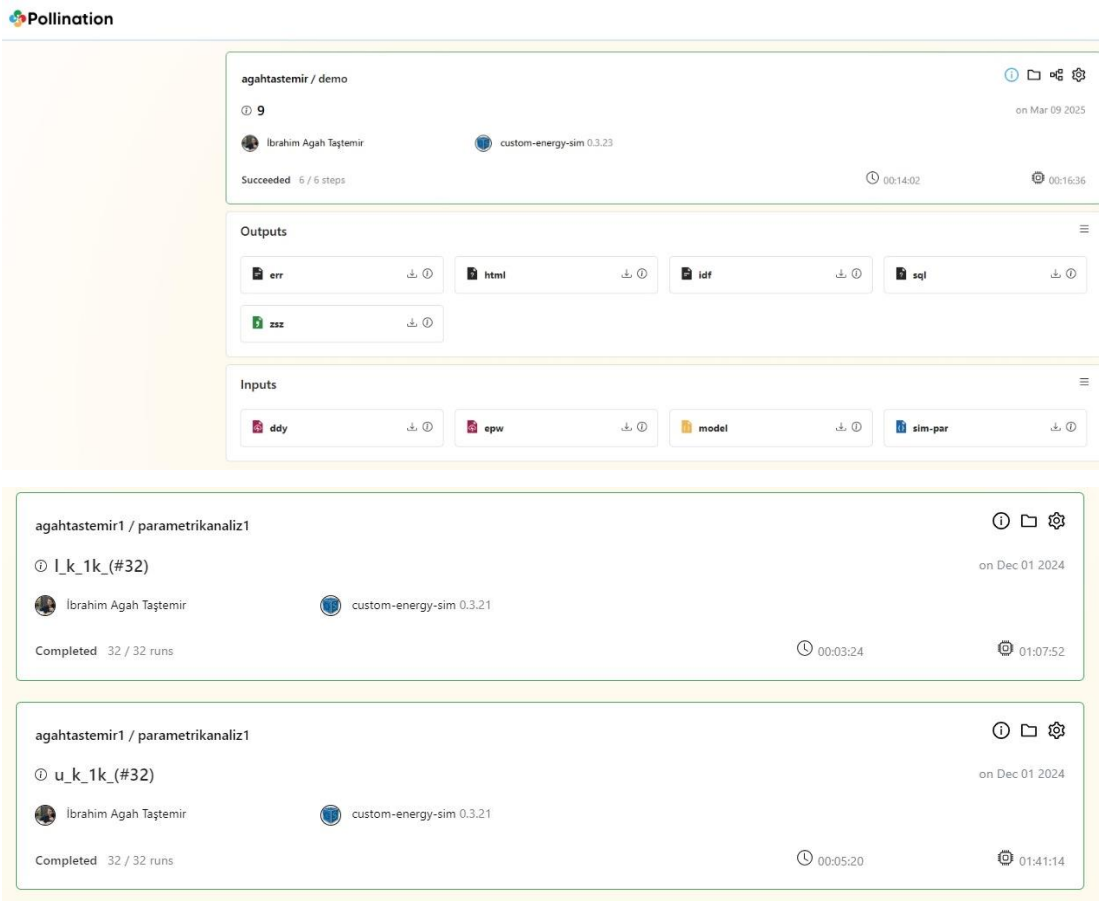
Makine öğrenmesi tabanlı tahmin modelleri, bina enerji performansını değerlendirirken geleneksel simülasyon tabanlı yöntemlere kıyasla daha hızlı ve hesaplama açısından daha verimli bir alternatif sunmaktadır. Bu modeller, veri setlerinden öğrendiği karmaşık fiziksel sistemlerin davranışlarını tahmin edebilmekte potansiyeline sahiptir. Özellikle erken tasarım aşamalarında, farklı bina varyasyonlarının form parametrelerini ele alarak enerji performansını hızlı bir şekilde değerlendirmek ve tasarım sürecini desteklemek için makine öğrenmesi tabanlı model yaklaşımı büyük bir avantaj sağlamaktadır. Literatürde de belirtildiği gibi, tahmin modelleri, fiziksel bilgiye dayalı binaların performansını simülasyon tabanlı yöntemlerden önemli ölçüde daha hızlı değerlendirmek için umut verici bir yaklaşım sunmaktadır. Buna ek olarak, mevcut simülasyon araçlarının hesaplama maliyeti yüksektir ve simülasyon için modelin kurulması yoğun zaman almaktadır (Attia vd. 2012). Bina simülasyon araçları şu anda erken tasarım aşamalarının hızına yetişememektedir (Ostergard et al. 2017) çünkü tek bir fikri test etmek için bir simülasyon oluşturmak çok sayıda parametrenin dikkatlice tanımlanmasını gerektirmektedir. (Miller 1968).

4.7.1. Parametrik Modelleme Süreci ve Enerji Simülasyonları

Makine öğrenmesi tabanlı bina enerji tahmin modeli için veri seti üretiminde bina varyasyonlarının parametrik olarak üretilmesi ve enerji performanslarının hesaplanması süreci, Grasshopper platformu ile entegre bir şekilde yürütülmüştür.

Önceki bölümlerde detaylandırıldığı gibi, bina geometrisinin sistematik olarak modellenmesi ve farklı form varyasyonları oluşturulması aşamaları parametrik modelleme sürecinde tamamlanmıştır. Bu bölümde ise, oluşturulan parametrik modelleme düzlemi ile bulut tabanlı enerji simülasyonu gerçekleştirilen platform olan Pollination Cloud Simulation bünyesinde çalışan EnergyPlus bina enerji hesaplama aracı entegre edilerek, enerji analizlerinin bulut tabanlı sistem üzerinden gerçekleştirilmiştir.

Pollination parametrik analiz platformunda bulunan Pollination Cloud Computing sistemi, EnergyPlus tabanlı bina enerji simülasyonlarının bulut ortamında yüksek işlem kapasitesine sahip sunucular üzerinden yürütülmesini sağlayan bir hesaplama platformudur. Yerel bilgisayar kaynaklarını kullanmadan, simülasyonların ölçeklenebilir bir altyapı üzerinde paralel olarak çalıştırılmasına olanak tanımaktadır. Bu sistem, özellikle büyük ölçekli parametrik analizlerde enerji tüketimi hesaplamalarını hızlandırarak, yüksek varyasyon sayısı içeren bina analiz işlemlerinde daha verimli ve hızlı işlem yapılmasını sağlamaktadır (Şekil 4.12).

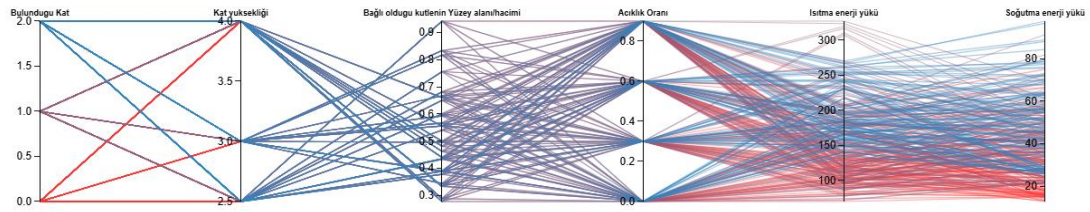


Şekil 4. 12: Pollunation Cloud bulut enerji analiz arayüzü.

4.7.2. Enerji Simülasyonu Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Enerji simülasyonları sonucunda, farklı bina varyasyonları için ısıtma ve soğutma yükleri hesaplanmış ve elde edilen sonuçlar doğrultusunda bina formu ile enerji tüketimi arasındaki ilişkiler detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Bu çalışma kapsamında geliştirilen parametrik modelleme sistematiği ve enerji simülasyon süreçleri, bina formunun enerji performansı üzerindeki etkilerini kapsamlı bir şekilde değerlendirmeyi mümkün kılmıştır. Simülasyonların Pollination Cloud aracılığıyla EnergyPlus platformunda gerçekleştirilmesi, geniş çaplı bina varyasyonları üzerinde tutarlı ve karşılaştırılabilir verilerin elde edilmesini sağlamıştır.

Simülasyonların değerlendirilmesi aşamasında, bina formunun ve fiziksel bina parametrelerinin enerji tüketimi üzerindeki etkisini anlamaya yönelik belirli parametreler ele alınmıştır. Bu parametreler, bina yönlenmesi, cephe saydamlık oranları, yüzey alanı/hacim oranı ve kat yüksekliği gibi değişkenleri içermekte olup, bina enerji tüketiminin nasıl şekillendiğini anlamak için kapsamlı bir analiz yapılmasını mümkün kılmıştır. Özellikle, yüzey esaslı bina analiz düzleminin oluşturulması ve farklı bina formlarının parametrik olarak modellenmesi, form ve enerji ilişkisini açık bir şekilde ortaya koymaktadır (Şekil 4.13).



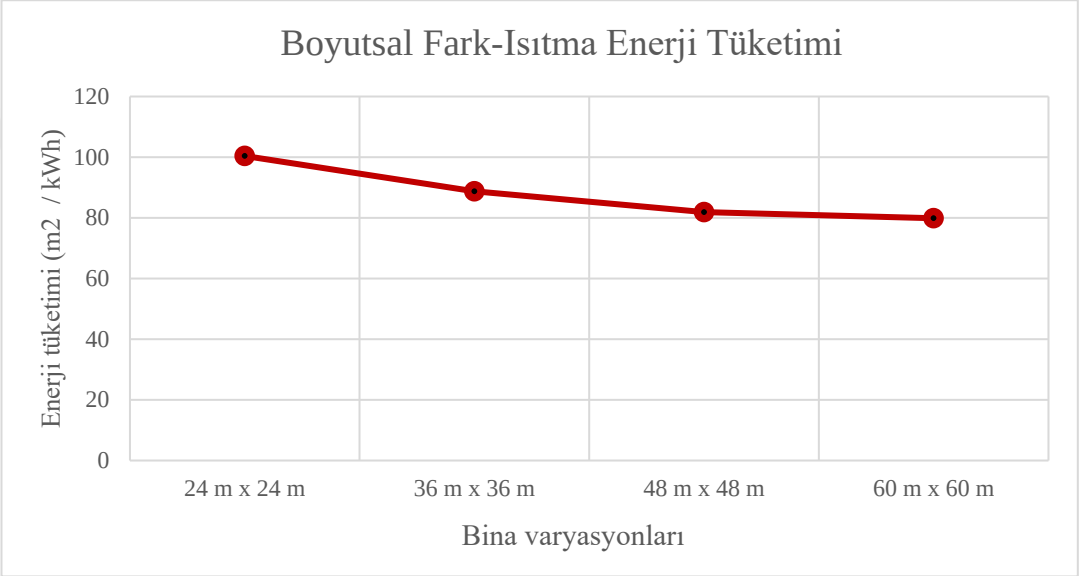
Şekil 4. 13: Design Explorer veri setinde varyasyonlar ve çıktılar arasındaki ilişki.

4.7.2.1. Bina Boyutu- Yüzey Alanı-Hacim Oranı Enerji Tüketim İlişkisi

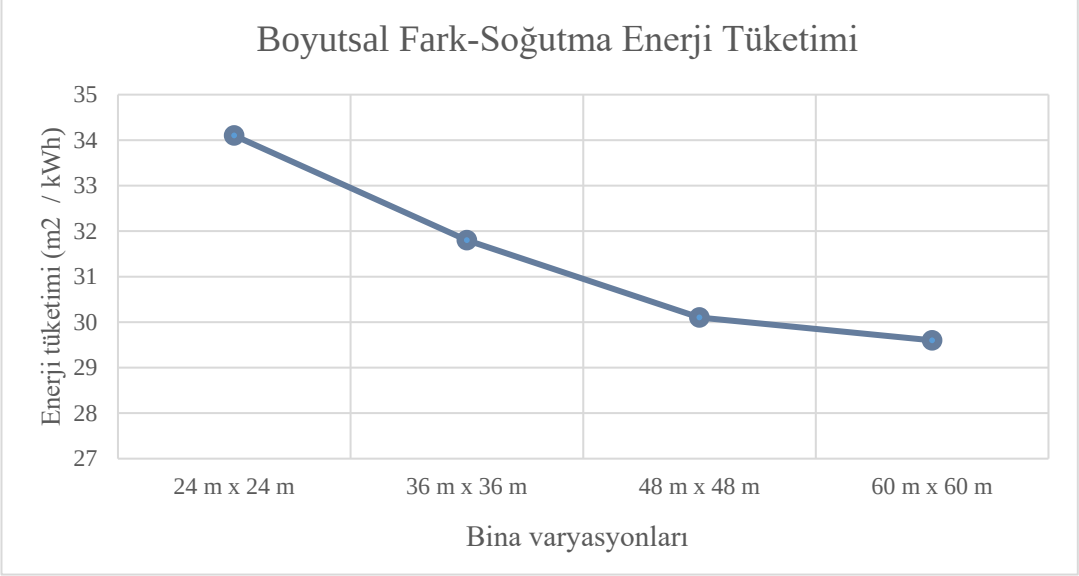
Önceki doğrulama çalışmasında benzer bina formlarının farklı boyutlarda m2 başına enerji tüketimlerinin değiştiği, bina boyutu büyüdükçe enerji tüketimin azaldığı gözlemlenmişti. Kare formundaki 24, 36, 48 ve 60 metrelik en-boy oranına sahip bina formlarının analizleri alındığında benzer bir sonuç oluşmaktadır. Bu durumun en önemli etkeni bina formunun büyüdükçe S/V (yüzey/hacim) oranının küçülmesinden kaynaklanmaktadır. S/V oranı küçüldükçe binanın yüzeyindeki enerji tüketim değeri yüzey alanın etkisinin azalmasından dolayı daha alan başına enerji tüketimini

düşürmektedir. Bu doğrulama analizi, teorik çerçevede yer alan bilgi ile bağıntılı olarak tutarlı çıkmaktadır. Çalışmanın en önemli ayağını oluşturan form etkeninin en önemli parametrelerinden birisi olan S/V oranı doğrudan enerji tüketimi ile doğrudan ilişkisi olan etkendir. Bina formu fark etmeksizin S/V oranı benzer olan bina formları, yüzeylerinde oluşan enerji akışı açısından benzer bir sonuç vermektedir (Tablo 4.9 ve Tablo 4.10)

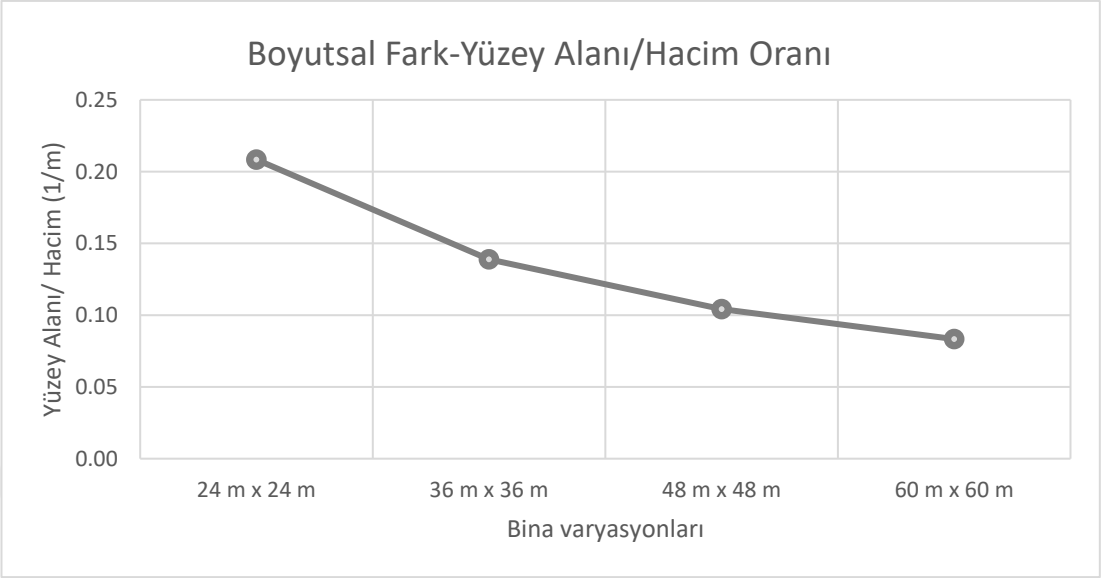
Tablo 4. 9: Boyutsal fark-ısıtma enerji yükü değişimi.



Tablo 4. 10:Boyutsal fark-soğutma enerji yükü değişimi.

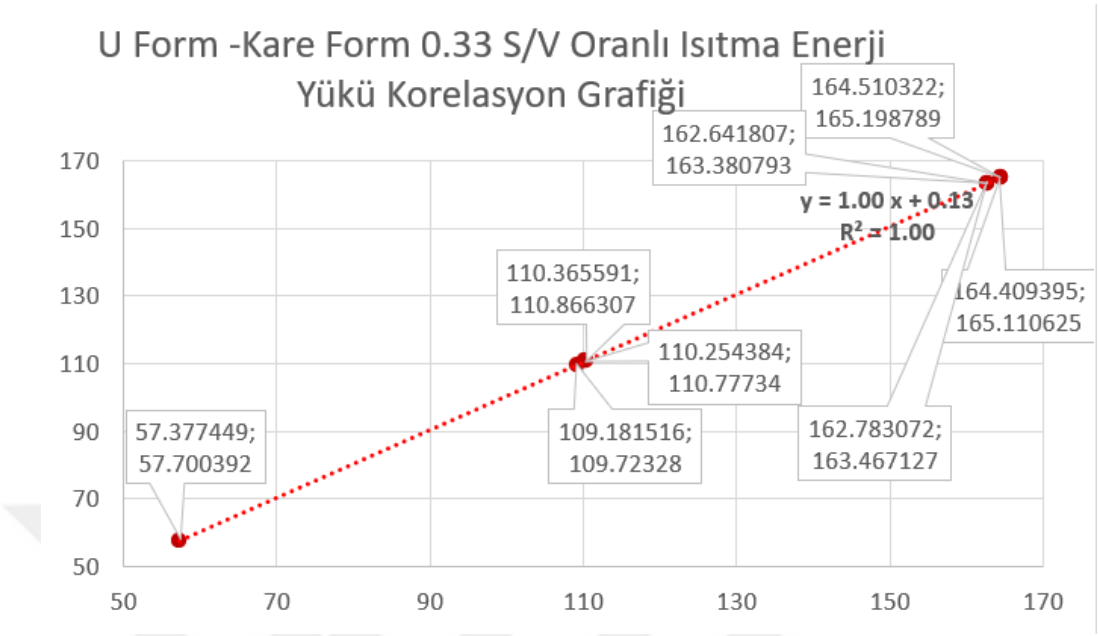


Tablo 4. 11:Boyutsal fark-yüzey alanı/hacim oranı ilişkisi.

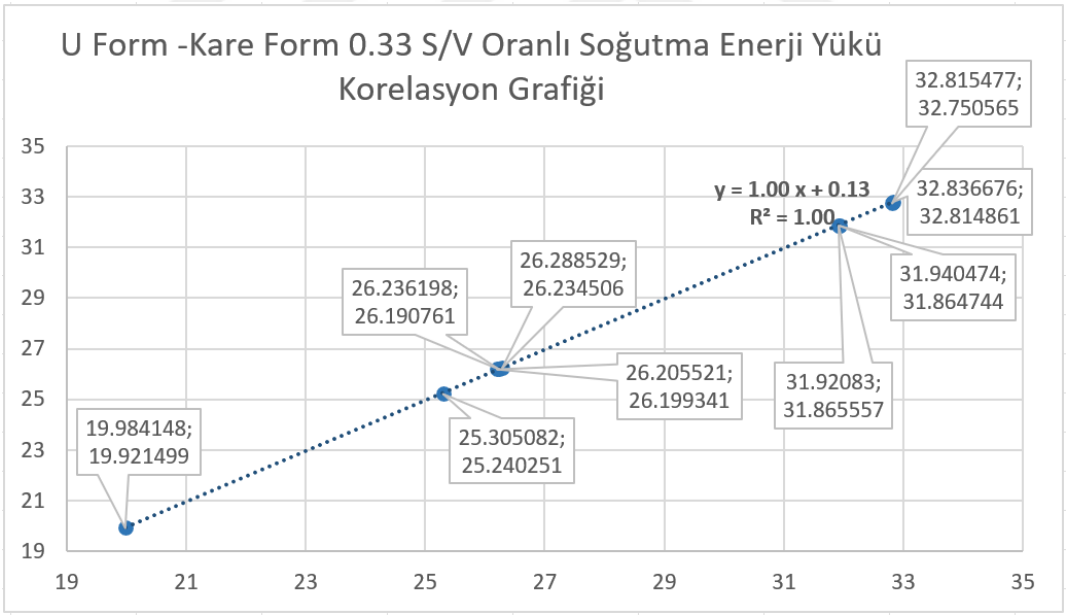


A/H oranı aynı olan iki ayrı form olan U ve Kare formların ısıtma ve soğutma enerji yüklerinde korelasyon değerleri şekil-4 'te gösterilmiştir. İlgili değerler incelendiğinde ısıtma ve soğutma yüklerindeki farklar %1'in altında olduğu görülmektedir. Bu durumda aynı A/H oranına sahip olan farklı geometriye sahip bina formlarının bölgesel olarak m^2 başına enerji tüketimlerinin çok benzer olduğu söylenebilir. Bu çalışma bağlamında A/H oranı enerji yükü tahmini açısından doğrudan etki olarak kullanılabilecek bir etken olacaktır (Tablo 4.12 ve Tablo 4.13)

Tablo 4. 12: Aynı A/H oranına sahip U form ve Kare form ısıtma enerji yükü korelasyon grafiği.



Tablo 4. 13:Aynı A/H oranına sahip U form ve Kare form soğutma enerji yükü korelasyon grafiği.

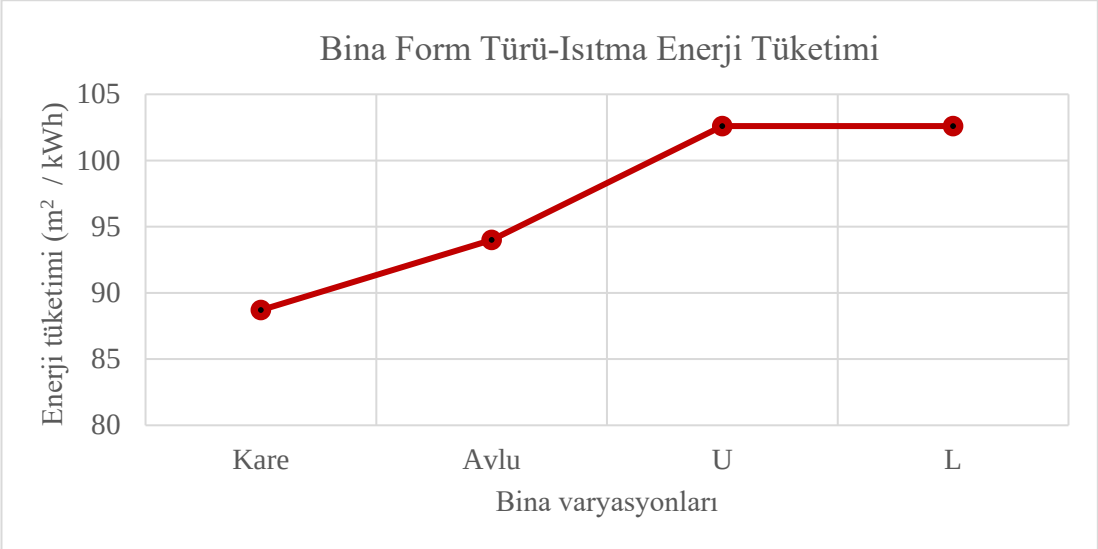


4.7.2.2. Bina Form Türü Enerji Tüketim İlişkisi

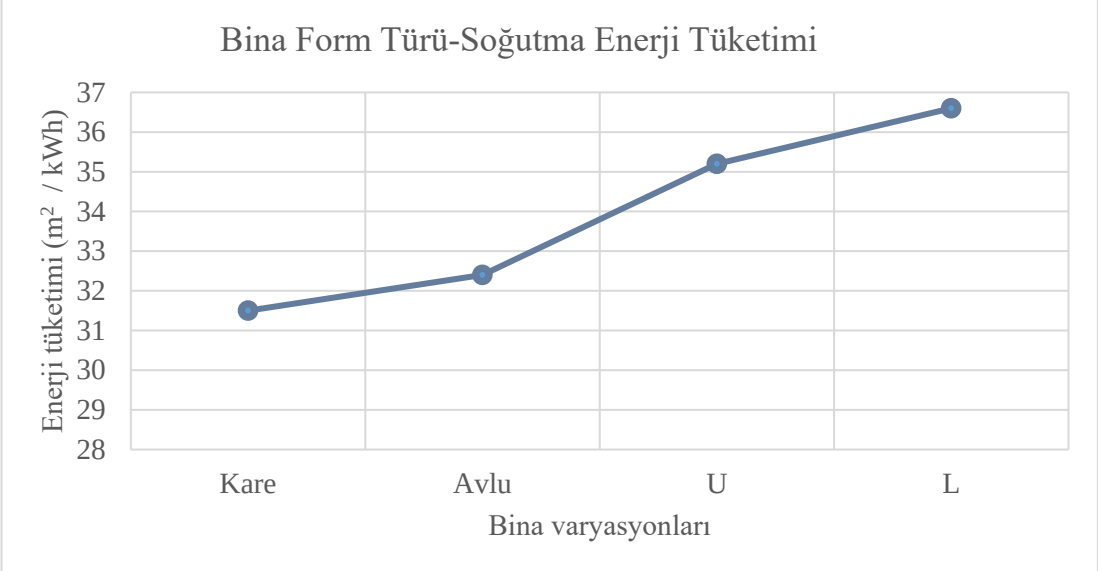
Bina formu tipi enerji tüketimi ilişkisi modelin en önemli etkeni ve çıktısı olması açısından önemlidir. Bu noktada 36 metrelik bina formu en-boy boyutuna sahip bina formları karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmada kare formun en iyi sonuç verdiği, L ve U

formunun ısıtma yükü açısından benzer sonuçlar verdiği, L formunun ise soğutma yükü açısından en fazla tüketime sahip olan form olduğu görülmektedir. Bu analizde A/H (yüzey alanı/hacim) etkeninin enerji tüketimine olan etkisinin enerji tüketiminde etki ettiği görülmektedir. Burada verilen enerji tüketim değerleri m^2 başına olan enerji tüketimleridir, toplam enerji tüketimi ise binaların alanlarına göre değişiklik göstermektedir.

Tablo 4. 14: Bina formu ısıtma enerji yükü ilişkisi.



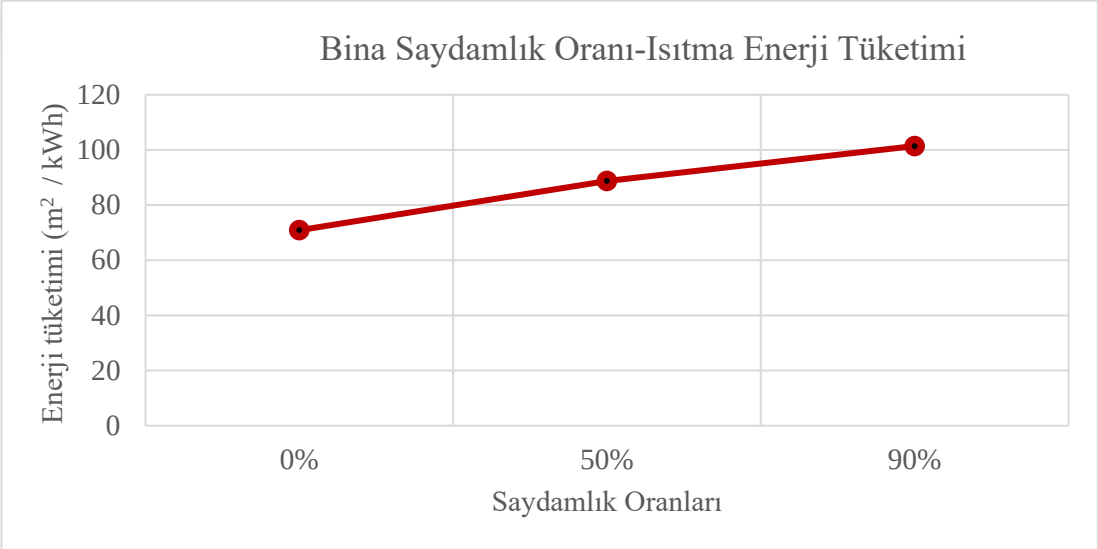
Tablo 4. 15:Bina formu soğutma enerji yükü ilişkisi.



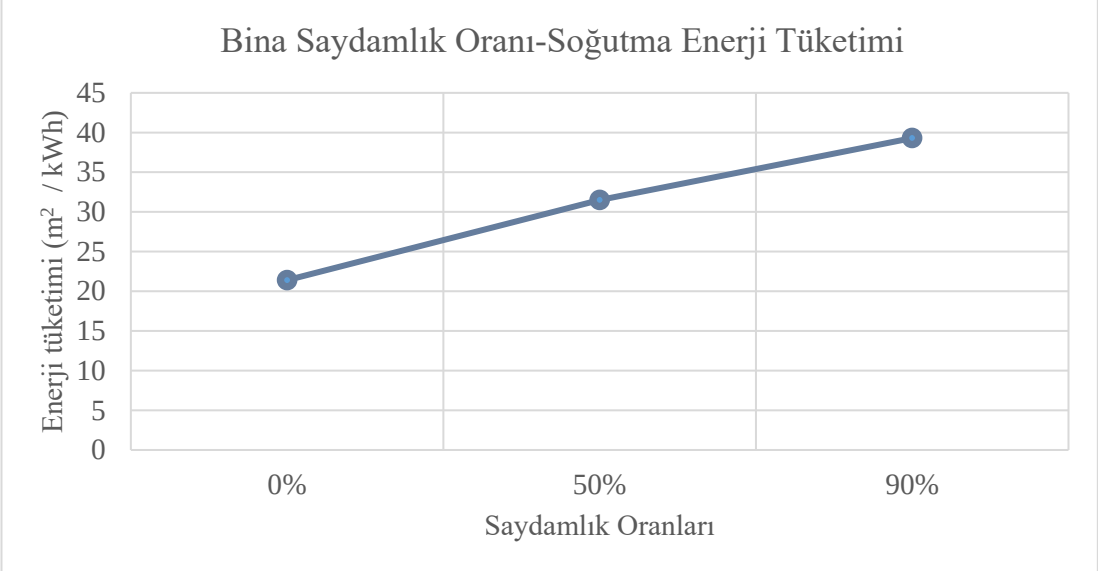
4.7.2.3. Bina Cephe Saydamlık Oranı Enerji Tüketim İlişkisi

Yapılan enerji simülasyonu sonucunda baz alınan bina formunun, bina saydamlık oranları ile enerji tüketimi sonuçları arasındaki ilişki tablo-4.15 'te gösterilmiştir. Analiz sonuçları değerlendirildiğinde hem ısıtma hem de soğutma enerji yükü bakımından pencere duvar oranının artışı enerji tüketiminin de artışını göstermektedir. Bu tabloda ısıtma enerji yükü açısından pencere duvar oranının artışı belirli bir noktadan sonra mekan içerisinde sera etkisi oluşturduğu için artış hızının düştüğü gözlemlenmektedir. Bu noktada analiz düzleminde ortaya çıkan sonuçlar, teorik çerçeveyi destekler niteliktedir.

Tablo 4. 16: Bina saydamlık oranı ısıtma enerji yükü ilişkisi.



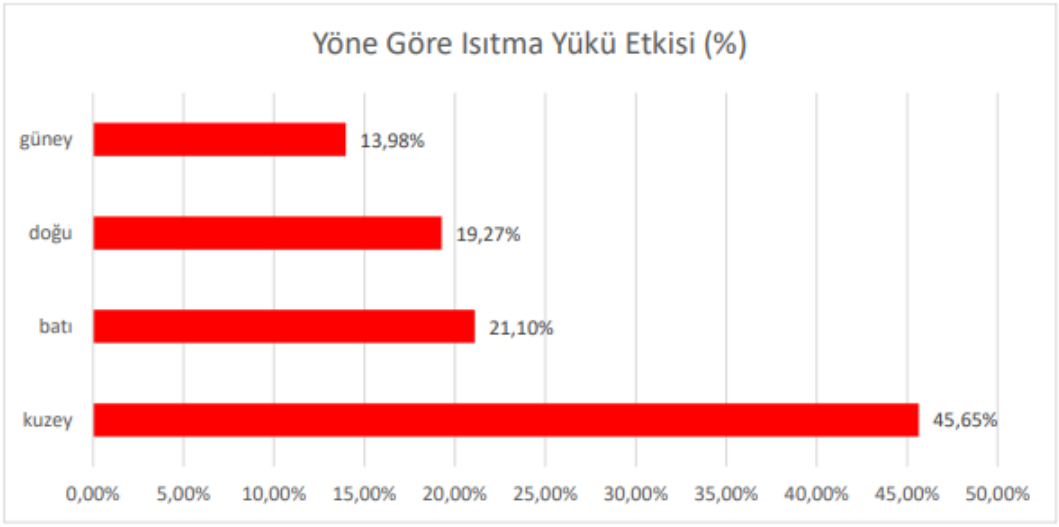
Tablo 4. 17: Bina saydamlık oranı ısıtma enerji yükü ilişkisi.



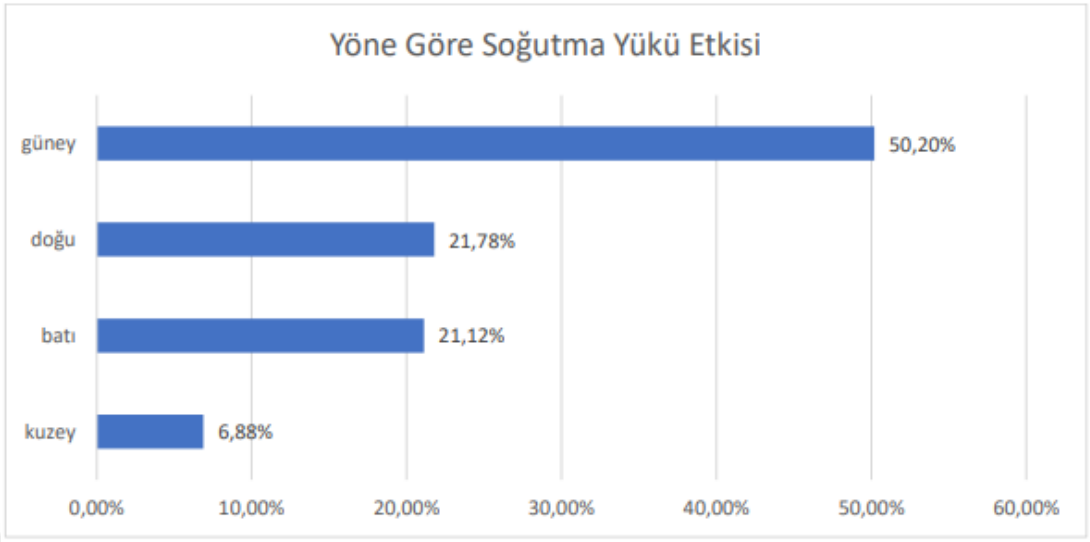
4.7.2.4. Bina Yönlenme Enerji Tüketim İlişkisi

Yapılan enerji simülasyonu sonucunda baz alınan bina formunun, bina yönlenme durumu ile enerji tüketimi sonuçları arasındaki ilişki tablo 4.17 ve 4.18 'de gösterilmiştir. Bina yönlenmesinin enerji tüketimine olan etkisi incelendiğinde ısıtma enerji yükü açısından kuzey yönü etkisinin %45,65 ile en fazla enerji tüketimine sahip olduğu görülmektedir. Teorik çerçevede de kuzey yönünün hakim rüzgar yönü olması ve güneş radyasyon ısı kazancının kuzey yönünde olmamasından dolayı tutarlı bir sonuç olduğu söylenebilir. Soğutma enerji yükü açısından ise güney yönü %50,2 oranında en fazla etki eden yön olmuştur. Güneş radyasyon etkisinin en fazla olduğu güney yönünün soğutma enerji yükündeki etkisi teorik çerçeveye uyumludur.

Tablo 4. 18: Yöne göre ısıtma yükü etkisi.



Tablo 4. 19:Yöne göre soğutma yükü etkisi.



4.7.3. Veri Setinin Uygun Formata Getirilmesi

Makine öğrenmesi tabanlı bina enerji performansı tahmin modellerinin etkin bir şekilde çalışabilmesi için, kullanılan veri setinin uygun formata dönüştürülmesi ve sayısal tabanlı bir yapıya sahip olması gerekmektedir. Literatürde de belirtildiği üzere, makine öğrenmesi algoritmaları verileri doğrudan işleyebilmek için sayısal ve tutarlı bir giriş formatına ihtiyaç duymaktadır. Özellikle bina enerji performans tahmini çalışmalarında, fiziksel ve simülasyon tabanlı modellerin yerine veri odaklı yaklaşımların tercih edilmesi, hesaplama süresini azaltırken doğruluğu artırmak için öznitelik mühendisliğinin ve veri ön işlemenin önemini vurgulamaktadır (). Bu nedenle, bu çalışmada kullanılan ham verinin temizlenmesi, eksik verilerin yönetilmesi, tekrar eden verilerin işlenmesi ve uygun normalizasyon teknikleriyle ölçeklenmesi gibi kritik adımlar uygulanmıştır.

Makine öğrenmesi modellerinin veriyi doğru şekilde işleyebilmesi için, kullanılan veri setinin tutarlı, ölçeklenebilir ve sayısal olarak uyumlu olması gerekmektedir. Literatürde birçok çalışmada, bina enerji performansının tahmini için sayısal formatın zorunluluğu belirtilmiştir. Özellikle fiziksel simülasyon tabanlı yöntemlerin yerine veri odaklı modellerin tercih edilmesi, hesaplama süresini azaltırken doğruluğu artırmaktadır.

- Makine öğrenmesi tabanlı tahmin süreçlerinde aşağıdaki veri formatı gereksinimleri dikkate alınmıştır:
- Tüm öznitelikler sayısal formata dönüştürülmelidir. Algoritmalar, kategorik veya metin tabanlı girdileri doğrudan işlemediğinden, tüm verilerin sayısal formatta olması gerekmektedir.
- Eksik ve düzensiz veriler yönetilmelidir. Eksik değerlerin olduğu veri setlerinde, ortalama/mode doldurma, interpolasyon veya KNN Imputation gibi teknikler kullanılarak veri tamamlanmalıdır.
- Doğru ve yanlış veriler (boolean değerler) sayısal hale getirilmelidir. True/False değerleri 1 ve 0 olarak kodlanmıştır.
- Öznitelik seçimi yapılmalıdır. Veri setinde yer alan gereksiz veya çok yüksek korelasyona sahip öznitelikler Recursive Feature Elimination (RFE) yöntemiyle elenerek, modelin daha verimli çalışması sağlanmıştır (Şekil 4.14).

İndeks	Bulunduğu Kat	Kat Adedi	Kat yüksekliği	Form Türü	Yön_0	Yön_1	Yön_2	Yön_3	Bağlı olduğu kütlenin hacmi	Bağlı olduğu kütlenin yüzey alanı	Bağlı olduğu kutlenin Yüzey alanı/hacimi	Üstünde bir hacim var mı?	Altında bir hacim var mı?	Isıtma enerji yükü	Soğutma enerji yükü	Kuzey Cephe Açıklık Oranı	Doğu Kuzey Cephe Açıklık Oranı	Güney Kuzey Cephe Açıklık Oranı	Batı Kuzey Cephe Açıklık Oranı
0	0	3	2.5	1	90			0	2376	4860	0.488889	1	0	94.808032	18.757188	0.33	0.09	0.09	0.09
1	0	3	2.5	2				0	2376	4860	0.488889	1	0	47.339979	16.032477	0.33	0.09	0.09	0.09
2	0	3	2.5	2				0	2376	4860	0.488889	1	0	47.09107	16.067616	0.33	0.09	0.09	0.09
3	0	3	2.5	2				0	2376	4860	0.488889	1	0	46.889119	16.122259	0.33	0.09	0.09	0.09
4	0	3	2.5	2				0	2376	4860	0.488889	1	0	46.572791	16.190114	0.33	0.09	0.09	0.09
5	0	3	2.5	2				0	2376	4860	0.488889	1	0	46.442039	16.228313	0.33	0.09	0.09	0.09
6	0	3	2.5	2				0	2376	4860	0.488889	1	0	46.667444	16.213492	0.33	0.09	0.09	0.09
7	0	3	2.5	1			90	0	2376	4860	0.488889	1	0	88.909457	19.548075	0.33	0.09	0.09	0.09
8	0	3	2.5	2	90				2376	4860	0.488889	1	0	51.35887	15.274353	0.33	0.09	0.09	0.09
9	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.865475	14.332072	0.33	0.09	0.09	0.09
10	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.843276	14.487939	0.33	0.09	0.09	0.09
11	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.813817	14.636865	0.33	0.09	0.09	0.09
12	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.779188	14.759916	0.33	0.09	0.09	0.09
13	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.75739	14.801779	0.33	0.09	0.09	0.09
14	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.771193	14.748835	0.33	0.09	0.09	0.09
15	0	3	2.5	2			90		2376	4860	0.488889	1	0	45.565273	16.434762	0.33	0.09	0.09	0.09
16	0	3	2.5	1	90	180			2376	4860	0.488889	1	0	95.095403	18.632672	0.33	0.09	0.09	0.09
17	0	3	2.5	5		180			2376	4860	0.488889	1	0	47.692852	15.948389	0.33	0.09	0.09	0.09
18	0	3	2.5	5		180			2376	4860	0.488889	1	0	47.454176	15.884669	0.33	0.09	0.09	0.09
19	0	3	2.5	5		180			2376	4860	0.488889	1	0	46.573263	15.397259	0.33	0.09	0.09	0.09
20	0	3	2.5	3					2376	4860	0.488889	1	0	6.767517	14.779772	0.33	0.09	0.09	0.09
21	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.739799	14.890306	0.33	0.09	0.09	0.09
22	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.746871	14.850373	0.33	0.09	0.09	0.09
23	0	3	2.5	2			90		2376	4860	0.488889	1	0	45.261931	16.483195	0.33	0.09	0.09	0.09
24	0	3	2.5	5	90				2376	4860	0.488889	1	0	49.228082	15.216465	0.33	0.09	0.09	0.09
25	0	3	2.5	4					2376	4860	0.488889	1	0	6.73662	14.905528	0.33	0.09	0.09	0.09

Şekil 4. 14: Veri setinin excel platformunda görünümü.

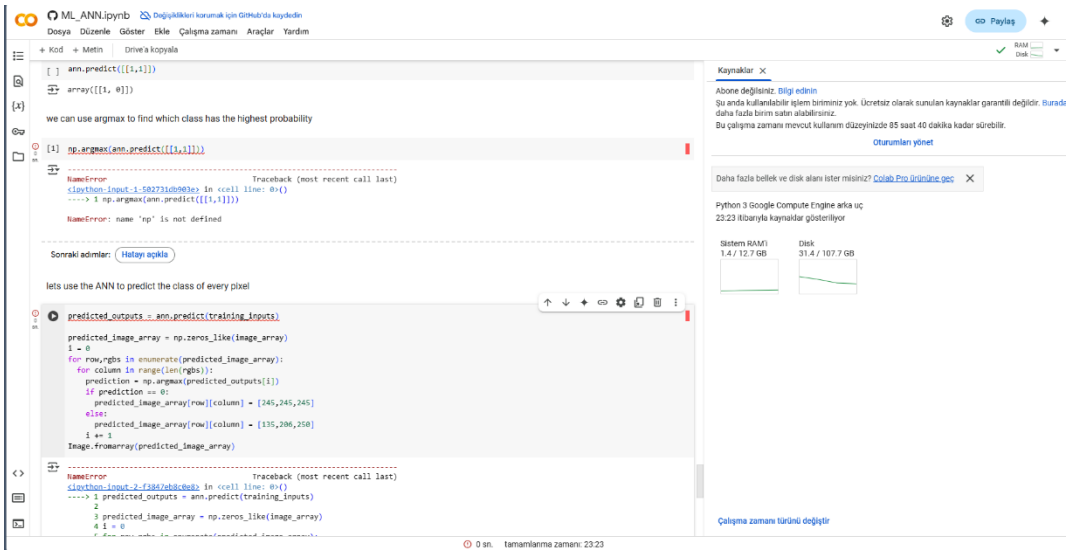
4.7.4. Makine Öğrenmesi İçin Yazılım Platformunun Seçilmesi

Makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modeli geliştirme süreçlerinde, hesaplama gücü, esneklik ve erişilebilirlik açısından en uygun yazılım ortamının seçilmesi büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmada, tahmin modellerinin oluşturulması, eğitilmesi ve test edilmesi için Google Colaboratory (Google Colab) kullanılmıştır. Google Colab, Python tabanlı veri analizi ve makine öğrenmesi projeleri için geliştirilmiş bulut tabanlı bir programlama ortamı olup, yüksek hesaplama gücü gerektiren işlemler için ücretsiz GPU ve TPU desteği sağlayan bir bulut platformudur. Google Colab bulut

tabanlı hizmetleri ile birlikte kullanıcıların, kendi bilgisayar donanımlarına bağlı kalmaksızın büyük veri kümeleri ile çalışabilmelerine ve hesaplama süreçlerini gerçekleştirmelerine olanak tanımaktadır.

Google Colab, Jupyter Notebook tabanlı bir çalışma ortamı sunduğu için, metin, görsel ve kod hücrelerini aynı dosya içerisinde organize etmeye ve etkileşimli veri analizi yapmaya imkân tanımaktadır. Makine öğrenmesi ve istatistiksel modelleme süreçleri için TensorFlow, Scikit-learn, Pandas, NumPy ve Matplotlib gibi yaygın kullanılan kütüphaneleri ön yüklü olarak sunmakta ve model geliştirme sürecinde ek kurulum gereksinimini en aza indirmektedir. Ayrıca, Google Drive bulut dosya sistemi entegrasyonu sayesinde veri setlerinin doğrudan bulut ortamında saklanması ve modellenmesi mümkün kılarak veri yönetiminde esneklik sağlamaktadır.

Çalışma kapsamında, Google Colab kullanılarak farklı makine öğrenmesi algoritmaları (CatBoost, Random Forest ve MLP) eğitilmiş ve test edilmiştir. Eğitim süreçlerinde Google Colab'in sağladığı GPU hızlandırma özelliği sayesinde işlem süreleri optimize edilmiş, büyük ölçekli veriler ile hesaplama süreçleri hızlı bir şekilde tamamlanmıştır. Eğitilen modeller, ".pkl" formatında kaydedilerek Grasshopper ortamına entegre edilmek üzere dışa aktarılmış ve modelin sonuçları grafiklerle görselleştirilmiştir (Şekil 4.15).



Şekil 4. 15: Google COLAB platformu arayüzü.

4.7.5. Makine Öğrenmesi Modeli Seçimi

Bu çalışmada, bina enerji yükü tahmini için CatBoost, Random Forest ve Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) modelleri kullanılmıştır. Bu modeller, literatürde bina enerji performansı tahmininde yaygın olarak kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır.

Seçilen modeller, farklı makine öğrenimi kategorilerine aittir:

- CatBoost, karar ağaçları temelli bir boosting algoritmasıdır.
- Random Forest, birden çok karar ağacını birleştiren topluluk öğrenme yöntemine dayalı bir modeldir.
- Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), yapay sinir ağları tabanlı bir derin öğrenme modelidir.

Bu farklı kategorilere ait yöntemleri kullanarak model performanslarını karşılaştırmayı ve en uygun yöntemi belirlemesi amaçlanmaktadır. Çalışmada, bu üç modelin bina enerji yükü tahmini bağlamındaki etkinliklerini değerlendirmek için eğitilmesi tercih edilmiştir.

4.7.6. Modelin Eğitilmesi ve Test Edilmesi

Tezin bu bölümünde oluşturulan veri seti, CatBoost, Random Forest ve MLP olmak üzere 3 farklı makine öğrenmesi algoritması ile eğitilerek test edilmiştir. Veri seti, bina geometrisinin voxel tabanlı ayrıştırılmasıyla elde edilen yüzey alanı, yönlenme, kat sayısı, cephe saydamlık oranı gibi parametrelerin yanı sıra, bu parametrelere karşılık gelen ısıtma ve soğutma yükü çıktılarından oluşmaktadır. Veri setinin %80'i eğitim, %20'si test amacıyla kullanılmıştır. Model eğitimi sürecinde hiper parametre ayarlamaları yapılmış ve her algoritma için performans değerlendirme metrikleri (R^2, MSE, MAE) hesaplanmıştır. Bu süreç sonunda en iyi doğruluk oranı MLP modeli tarafından elde edilmiş ve bu model sistem entegrasyonu için tercih edilmiştir. Eğitim ve test süreçleri Google Colab ortamında yürütülmüş, hesaplama yükleri Colab GPU altyapısıyla desteklenerek eğitim süreleri optimize edilmiştir.

4.7.6.1. Catboost Regresyon Model Sonuçları

CatBoost, kategorik verileri verimli bir şekilde işlemek için tasarlanmış gelişmiş bir gradyan artırma algoritmasıdır. 2018 yılında Yandex tarafından geliştirilmiş olup, kategorik değişkenleri ele alma yeteneği, aşırı öğrenmeyi azaltması ve en son tahmin doğruluğuyla öne çıkmaktadır. Geleneksel artırma yöntemlerinden farklı olarak, CatBoost sıralı artırma (ordered boosting) ve kategorik özellik kodlama şeması içererek tahmin yanlılığını azaltır ve modelin stabilitesini artırmaktadır (Pan & Zhang, 2020).

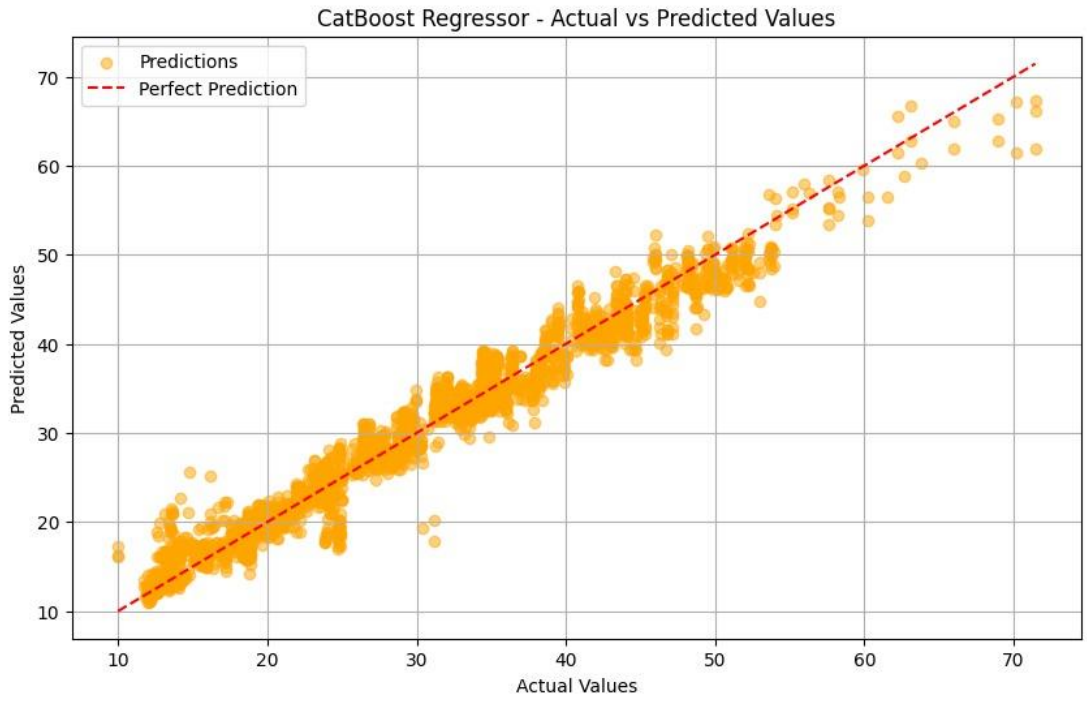
Topluluk öğrenme teknikleri, özellikle karar ağaçları ve gradyan artırma yöntemleri, birden fazla zayıf öğreniciyi birleştirerek daha güçlü ve genelleştirilebilir bir model oluşturma avantajı sunduğundan, bu çalışmada tahmin performansını arttırabilecek bir çözüm olarak değerlendirilmiştir. CatBoost, sıralı artırma (ordered boosting) yöntemiyle, modelin önceki iterasyonlarındaki tahmin hatalarını en aza indirerek aşamalı bir şekilde iyileştirilmesini sağlamaktadır. Bu bağlamda, bina enerji performansını etkileyen karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilme yeteneği nedeniyle CatBoost algoritması da veri seti üzerine uygulanmıştır. (Dasi et al., 2023)

Bu çalışmada, bina enerji tüketimi tahmin modeli için kullanılan CatBoost algoritmasının iterasyon sayısı, öğrenme oranı ve ağaç derinliği hiper parametreleri tablo 4.19'da belirlenmiş ve modelin performansını optimize etmek amacıyla uygun değerler seçilmiştir. Bu hiper parametreler modelin iteratif öğrenme süreci ve genel doğruluğunu etkileyen özelliklerdir.

Tablo 4. 20: Catboost regreasyon modeli iterasyon sayısı, öğrenme oranı ve ağaç derinliği hiper parametreleri.

Özellik	Nicelik
İterasyon sayısı	500
Öğrenme Oranı	0.1
Ağaç Derinliği	6

Tablo 4. 21:Catboost modeli tahmin doğruluk korelasyon grafiği.



4.7.6.2. Çok Katmanlı Algılayıcı Regresyon Modeli Sonuçları

Makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanında yaygın olarak kullanılan Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron - MLP), yapay sinir ağları (ANN) sınıfına giren bir model olup, giriş katmanı, bir veya birden fazla gizli katman ve çıkış katmanından oluşan tam bağlı bir ağ yapısıdır. MLP, geleneksel doğrusal regresyon veya lojistik regresyon gibi temel modellerin öğrenemediği karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri

öğrenebilmesi nedeniyle bina enerji performansı tahmini gibi çok değişkenli ve karmaşık problemlerin çözümünde sıklıkla tercih edilmektedir (Afzal et al., 2024).

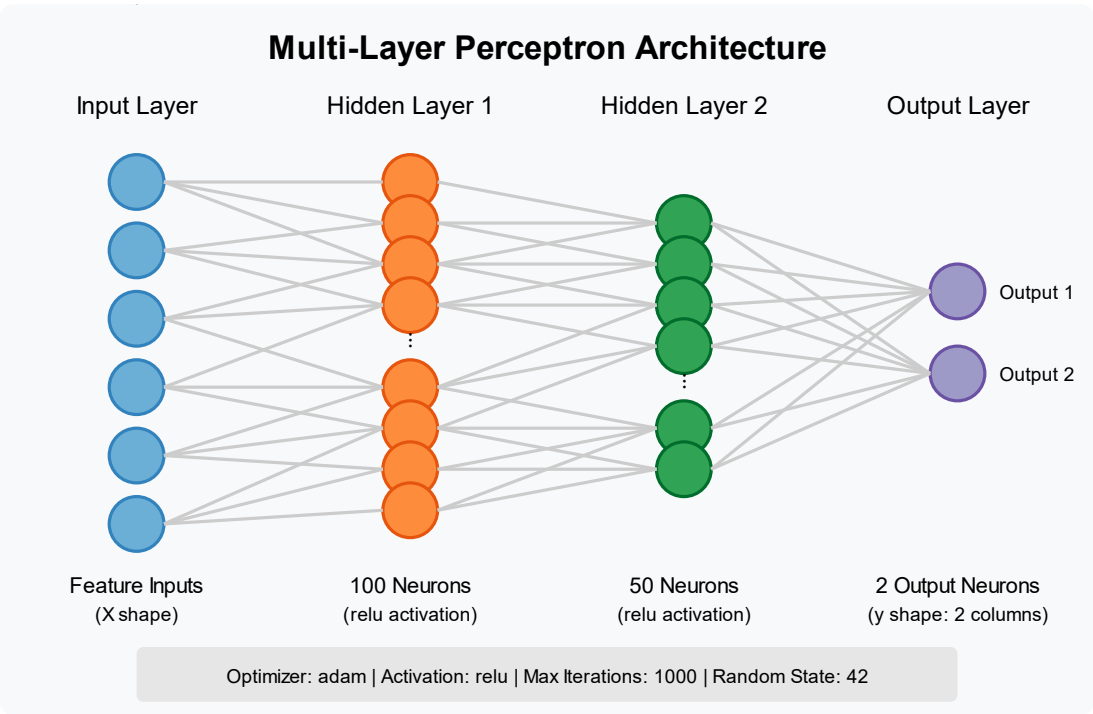
MLP, her bir nöronun giriş değerlerini ağırlıklandırılarak işlediği, aktivasyon fonksiyonları aracılığıyla belirli bir çıkış ürettiği ve hata geri yayılımı (Backpropagation) yöntemi ile ağırlıklarını güncelleyerek öğrenme sürecini gerçekleştirdiği bir modeldir. Bu yapı, özellikle büyük veri setlerinde karmaşık örüntüleri yakalamaya olanak sağlamaktadır.

Bu çalışmada, bina enerji tüketimi tahmini için kullanılan diğer makine öğrenmesi modeli ise Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) modelidir. Modelin performansını optimize etmek amacıyla hiper parametre ayarları belirlenmiş ve eğitim süreci dikkatlice yapılandırılmıştır. Modelin yapılandırmasında iki gizli katman kullanılmış olup, ilk katmanda 100 nöron, ikinci katmanda ise 50 nöron bulunmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU (Rectified Linear Unit) tercih edilmiştir. Modelin optimizasyonu için Adam algoritması kullanılmış ve öğrenme oranı 0.001 olarak belirlenmiştir. Eğitim süreci boyunca model 1000 iterasyon boyunca güncellenmiş, erken durdurma mekanizması kullanılmadan modelin tüm iterasyonları tamamlanmıştır. Modelin doğruluk seviyesini artırmak ve aşırı öğrenmeyi önlemek amacıyla, eğitim verileri normalize edilmiş ve standartlaştırılmıştır. İlgili hiper parametreler tablo-4.22'de detaylı olarak sunulmuştur. Ayrıca modelin yapısının daha iyi anlaşılması amacıyla, MLP modelinin katman mimarisini gösteren şema şekil 4.16'da sunulmuştur.

Tablo 4. 22: MLP hiper parametreleri.

Özellik	Nicelik
Birincil katmandaki nöron sayısı	100
İkincil katmandaki nöron sayısı	50
Gizli katman sayısı	2
Aktivasyon fonksiyonu	ReLU
Optimizasyon algoritması	Adam

Öğrenme Oranı	0.001
Maksimum iterasyon sayısı	1000



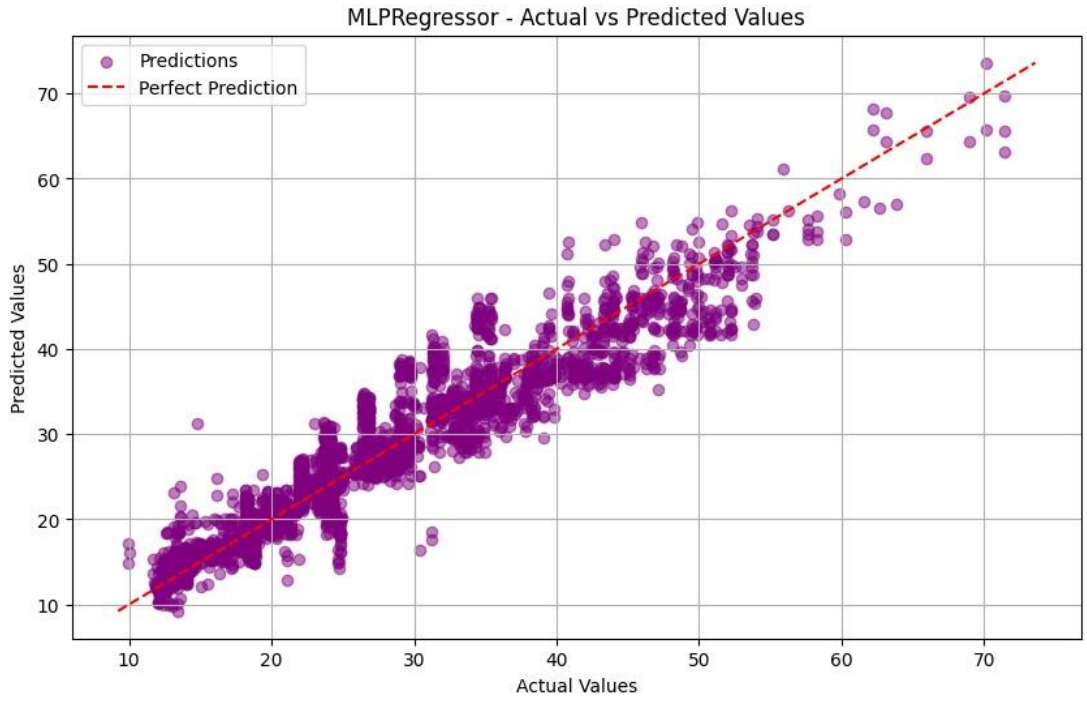
Şekil 4. 16:Enerji tahmin modeli için oluşturulan MLP Modeli mimarisi

Çok katmanlı algılayıcı modelinin ısıtma ve soğutma yükü üzerinden yapılan enerji tahmin modeli performans metriklerinden ortalama karesel hata (MSE) ve mutlak değişim yüzdesi (R^2) değerleri tablo 4.23'te verilmiştir. Çok katmanlı algılayıcı modeli ile geliştirilen tahmin modelinin ortalama mutlak değeri (R^2) skoru 0.99, ortalama karesel hata (MSE) skoru ise 1,03 olarak test edilmiştir. Modelin tahmin ettiği değerler ile simülasyon sonuçlarının karşılaştırılmasına ilişkin görselleştirme tablo 4.23'te sunulmaktadır.

Elde edilen hata metrikleri, MLP modelinin enerji tüketimi tahminlerinde yüksek doğruluk sunduğunu göstermektedir. Modelin hesaplanan 1.03 değerindeki Ortalama Kare Hata (MSE) değeri; tahminlerinin gerçek değerlerden ortalama olarak yalnızca 1.03 birimlik bir sapma gösterdiğini ifade etmektedir. Modelin mutlak değişim yüzdesi (R^2) ise 0,99 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç, modelin enerji tüketimindeki

değişkenliği %99 oranında açıklayabildiğini ve gerçek değerlerle yüksek bir korelasyon içerisinde olduğunu göstermektedir. Modelin bu metriklerde göstermiş olduğu doğruluk seviyeleri, modelin bina enerji tüketimi ile form etkenleri arasındaki ilişkileri başarılı bir şekilde öğrendiğini ve tahmin ettiği değerlerin büyük ölçüde simülasyon sonuçlarına paralel olduğunu göstermektedir.

Tablo 4. 23: Çok katmanlı algılayıcı (MLP) modeli tahmin doğruluk korelasyon grafiği.



4.7.6.3. Rastgele Orman (RF) Modeli Sonuçları

Makine öğrenmesinde yaygın olarak kullanılan bir yöntem olan Rastgele Orman (Random Forest, RF), birden fazla karar ağacı (Decision Tree) modelinin birleşiminden oluşan bir topluluk öğrenme (Ensemble Learning) yöntemidir. Her bir karar ağacının, eğitim veri kümesinden rastgele seçilen bir alt küme üzerinde eğitilmesi ve sonuçların birleştirilmesiyle daha başarılı bir genelleme yapılan model elde edilmektedir. Random Forest modeli, yüksek boyutlu veri setlerinde aşırı öğrenmeyi (overfitting) önleme, doğruluğu artırma ve karmaşık değişkenler arasındaki ilişkileri daha doğru bir şekilde öğrenme avantajlarına sahiptir.

RO modeli çok sayıda giriş parametresine dayalı olarak farklı varyasyonları öğrenme kabiliyeti yüksek olduğu için bina enerji tüketimi tahminleri için oldukça uygun bir

yapıya sahiptir. Bina enerji tüketim tahmin modellerinde girdi parametrelerini oluşturan bina geometrisi, yüzey alanı, yönlenme gibi değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri etkili bir şekilde modelleyebilir.

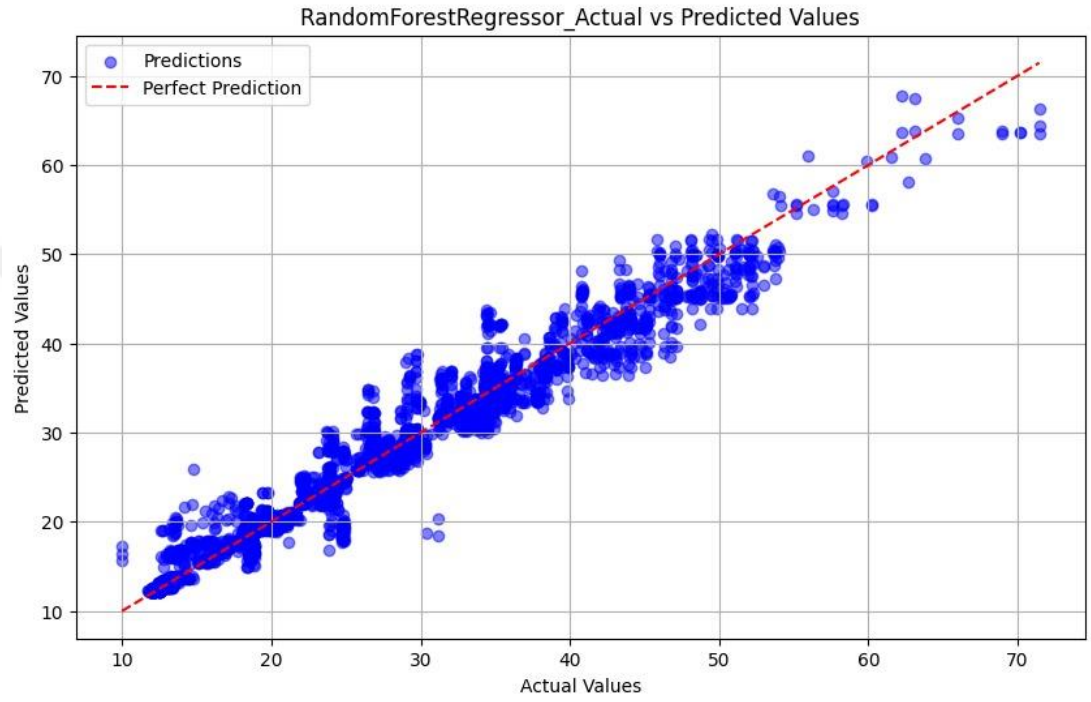
Bu çalışmada bina enerji tüketimi tahminlerini gerçekleştirmek için kullanılan Rastgele Orman (Random Forest) modeline ait hiper parametreler belirlenmiş ve modelin genel performansını optimize etmek amacıyla uygun değerler seçilmiştir. Modelin yapısını ve karar mekanizmasını şekillendiren hiper parametreler olan ağaç sayısı, maksimum derinlik, minimum dallanma sayısı ve minimum yaprak sayısı değerleri tablo 4.24'te verilmiştir.

Tablo 4. 24: Rastgele orman modeli hiper parametreleri.

Özellik	Nicelik
Ağaç Sayısı (n_estimators)	100
Maksimum Derinlik (max_depth)	10
Minimum Dallanma Sayısı (min_samples_split)	5
Minimum Yaprak Sayısı (min_samples_leaf)	2
Özellik Ölçeklendirme	Standard Scaler

Rastgele Orman modelinin ısıtma ve soğutma yükü üzerinden yapılan enerji tahmin modeli performans metriklerinden ortalama karesel hata (MSE) ve mutlak değişim yüzdesi(R^2)) değerleri tablo-4.25'te verilmiştir. Rastgele orman modeli ile geliştirilen tahmin modelinin ortalama mutlak değeri (R^2) skoru 0.96 , ortalama karesel hata (MSE) skoru ise 4.37 olarak test edilmiştir.

Tablo 4. 25: Rastgele orman (RF) modeli tahmin doğruluk korelasyon grafiği.



Çalışma kapsamında bina enerji tüketimi tahminlerini yüksek doğrulukla gerçekleştirmek amacıyla farklı makine öğrenmesi algoritmaları test edilmiş ve performansları detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Rastgele Orman (Random Forest- RF) ve CatBoost modelleri üzerinde yapılan değerlendirmeler sonucunda, her bir modelin bina enerji tüketimi tahminlerinde nasıl bir başarı gösterdiği ortaya konmuştur. Bu modellerin seçilme nedeni, bina form faktörleri ile enerji tüketimi arasındaki karmaşık ilişkileri etkili bir şekilde öğrenebilme yeteneklerine sahip olmalarıdır.

Bina enerji tüketimini tahmin etmek için kullanılan modeller, doğrusal olmayan ilişkileri ve yüksek boyutlu veri kümelerini öğrenme kapasitesine sahip olmalıdır. Bu doğrultuda, doğrusal olmayan yapıları başarıyla öğrenebilen ve çok değişkenli enerji tüketimi tahmin problemlerinde sıklıkla tercih edilen üç model belirlenmiştir.

Bu modeller, bina enerji tüketiminin tahmini için farklı bina form faktörleri, cephe saydamlık oranları, yönlenme açıları ve yüzey/hacim oranları gibi parametreler kullanılarak eğitilmiş ve test edilmiştir. Bu doğrultuda, modellerin hata oranları ve doğruluk seviyeleri karşılaştırılarak, hangi modelin bina enerji tüketimi tahmininde daha başarılı olduğu analiz edilmiştir.

Modellerin doğruluk seviyelerini değerlendirmek amacıyla Ortalama Kare Hata (MSE) ve R^2 skorları hesaplanmış ve her modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değerler karşılaştırılmıştır.

4.8. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modeli için Enerji Tüketiminin Değerlendirilmesi

Çalışma kapsamında, geliştirilen model aracılığıyla bina ölçeğinde tahmin edilen ısıtma ve soğutma enerji tüketimi değerlerinin ısıtma ve soğutma yükü değeri olarak sayısal olarak sunulmasıyla birlikte bu verilerin ulusal standartlara göre yorumlanarak değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Bu doğrultuda, kullanıcıya tasarım sürecinde yönlendirici bir bakış sunmak ve farklı bina varyasyonlarının karşılaştırmalı analizini yapabilmek adına BEP-TR yönergesine dayalı enerji sınıfı değerlendirmesi gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmada, bina enerji performansı değerlendirmesi kapsamında tahmin edilen ısıtma ve soğutma yükleri, Türkiye'de geçerli olan BEP-TR yönergesinde yer alan enerji sınıflandırma sistemi üzerinden analiz edilmiştir. BEP-TR (Bina Enerji Performansı Türkiye) sistemi, binaların yıllık birincil enerji tüketim değerine göre sınıflandırılmasını ve bu değerlere göre A–G arası enerji sınıflarının belirlenmesini esas almaktadır.

Model çıktıları kapsamında elde edilen m^2 başına ısıtma ve soğutma enerji tüketim değerleri, BEP-TR yazılımı ile ortaya konulan referans bina değerleri ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Bu değerlendirme sürecinde, referans bina kabulü için bina veri setinde yer alan varyasyonlar göz önüne alınmıştır. Enerji sınıflandırması için kullanılan referans binalara ait ısıtma ve soğutma tüketim değerleri, çalışmanın kapsadığı tasarım varyasyonları arasındaki ortalama aralıklar çerçevesinde belirlenmiş ve makine öğrenmesi tabanlı enerji tüketimi tahmin sonuçları bu çerçevede değerlendirilerek sınıflandırma yöntemi uygulanmıştır.

Enerji tüketimi değerlendirmesi yapılırken, BEP-TR yazılımındaki referans bina yöntemi kullanılarak enerji tüketimi sınıflandırması yapılmıştır. Çalışmanın veri seti oluşumunda kullanılan bina tiplerinden oluşturulan enerji modelleri ile referans bina tüketim değerleri hesaplanmış ve Şekil 4.17 'de verilen enerji sınıflandırma aralıkları belirlenmiştir.

ISITMA ENERJİ YÜKÜ DEĞER ARALIKLARI		SOĞUTMA ENERJİ YÜKÜ DEĞER ARALIKLARI	
A	0-50 kWh	A	0-10 kWh
B	51-69 kWh	B	11-19 kWh
C	70-89 kWh	C	20-28 kWh
D	90-112 kWh	D	29-37 kWh
E	113-130 kWh	E	38-49 kWh
F	131-169 kWh	F	50-61 kWh
G	169+ kWh	G	61+ kWh

Şekil 4. 17: Referans bina verileri ile oluşturulmuş ısıtma ve soğutma enerji yükü enerji sınıflandırma aralıkları.

4.9. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Tasarım Modelleme Ortamına Entegrasyonu

Çalışmanın bu bölümünde en iyi performans veren makine öğrenimi algoritması olan MLP modelinin çıktısı alınarak Grasshopper ortamına aktarılacaktır. Parametrik modelleme analiz düzlemi ile birleştirilerek, tahmin modeli oluşturulacaktır.

4.9.1. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Dış Ortama Aktarılması

Bu çalışmada, bina enerji tüketimi tahmin modelinin makine öğrenmesi tabanlı tahmin sürecini tamamladıktan sonra, modelin farklı platformlarda kullanılabilir hale getirilmesi amacıyla dış ortama aktarılması gerçekleştirilmiştir. Model, Google Colab ortamında eğitildikten sonra, tahmin süreçlerinde kullanılmak üzere ".pkl " (Pickle) formatında kaydedilmiş ve Grasshopper ile entegre edilebilmesi için dışa aktarılmıştır.

“.pkl” (Pickle) formatı, Python programlama dilinde veri nesnelerinin serileştirilmesi (serialization) ve daha sonra tekrar kullanılabilmesi amacıyla kaydedilmesini sağlayan bir dosya formatıdır. Pickle kütüphanesi, Python nesnelerini bayt dizilerine dönüştürerek “.pkl” uzantılı bir dosyada saklanmasını ve gerektiğinde bu nesnelerin tekrar okunarak kullanılmasını sağlamaktadır.

Makine öğrenmesi modellerinde, eğitim sürecinden sonra modelin öğrenilmiş ağırlıklarının ve hiper parametrelerinin kaydedilmesi gerekir. Bu sayede model her çalıştırıldığında sıfırdan yeniden eğitilmesine gerek kalmaz, yalnızca kaydedilen “.pkl” dosyası yüklenerek model doğrudan tahmin yapmaya hazır hale getirilir.

Makine öğrenmesi modelleri eğitim sürecinde, ham verileri işleyerek tahminler yapabilmesi için belirli ağırlıkları ve parametreleri öğrenir. Ancak, ham veriler doğrudan modele beslenemez, çünkü verinin ölçeklendirilmesi gereklidir. Bu nedenle, MLP enerji tahmin modeli, model dosyası ile birlikte kullanılan scaler dosyası da dışa aktarılmıştır.

4.9.2. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Modelleme Ortamı ile Entegrasyonu

Modelin Grasshopper ortamına entegrasyonu için öncelikle bir Python betiği hazırlanmıştır. Bu betik, Grasshopper’dan gelen verileri modelin beklediği giriş formatına dönüştürmekte ve tahmin sürecini yürütmektedir. Bu betikte ilk olarak, .pkl formatında kaydedilen model ve scaler çağrılmış, ardından Grasshopper’dan alınan giriş verileri JSON formatında çözümlenerek modele uygun hale getirilmiştir. Bu aşamada, giriş verilerinin eksik olup olmadığı kontrol edilmiş ve eksik özelliklerin sıfırlarla doldurulması sağlanmıştır. Daha sonra, ölçekleyici (scaler) kullanılarak veriler modelin eğitim sürecinde kullanılan formata dönüştürülmüş ve model tahmin sürecine sokulmuştur. Elde edilen tahmin çıktıları, Grasshopper ortamında kullanıcıya gösterilebilecek bir formata getirilerek dışa aktarılmıştır.

Grasshopper ortamında modelin çağrılabilmesi için GhPython bileşeni kullanılmış ve bu bileşen ile Python betiğinin çalıştırılması sağlanmıştır. Grasshopper’ın Python bileşeni, model betiğini çağırarak JSON formatında giriş verilerini Python betiğine göndermiş ve modelin ürettiği tahminleri Grasshopper’a geri döndürmüştür. Böylece, kullanıcı Grasshopper ortamında bina form faktörlerini değiştirdiğinde, makine

öğrenmesi modeli anlık olarak bu değişiklikleri yorumlayarak tahmin edilen enerji tüketim değerlerini hesaplamış ve çıktıları kullanıcıya sunmuştur.

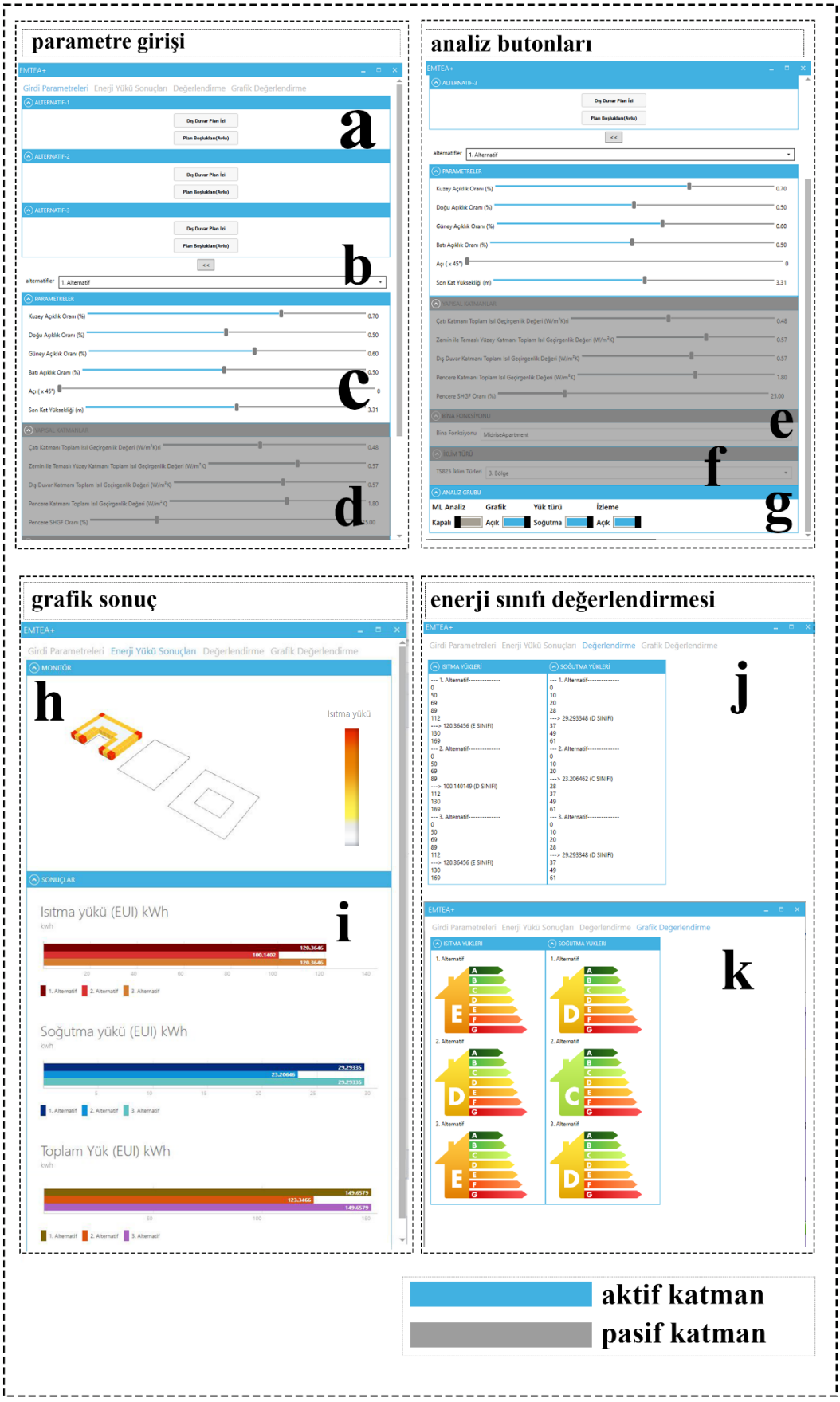
Bu sürecin sonucunda, parametrik modelleme ortamı ile makine öğrenmesi modeli arasında çift yönlü bir entegrasyon sağlanmış ve bina form varyasyonlarının enerji tüketimi üzerindeki etkileri gerçek zamanlı olarak hesaplanabilmiştir. Bu yöntem, geleneksel simülasyon tabanlı analizlere kıyasla çok daha hızlı tahminler yapabilme yeteneği sunmuş, tasarım sürecine veri odaklı bir yaklaşım eklenmesini sağlamıştır. Bu bağlamda, Grasshopper ile entegre edilen makine öğrenmesi modeli, bina tasarım kararlarının enerji performansı açısından erken aşamada değerlendirilmesine olanak tanımıştır.

4.9.3. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Kullanıcı Arayüzünün Yapılandırılması

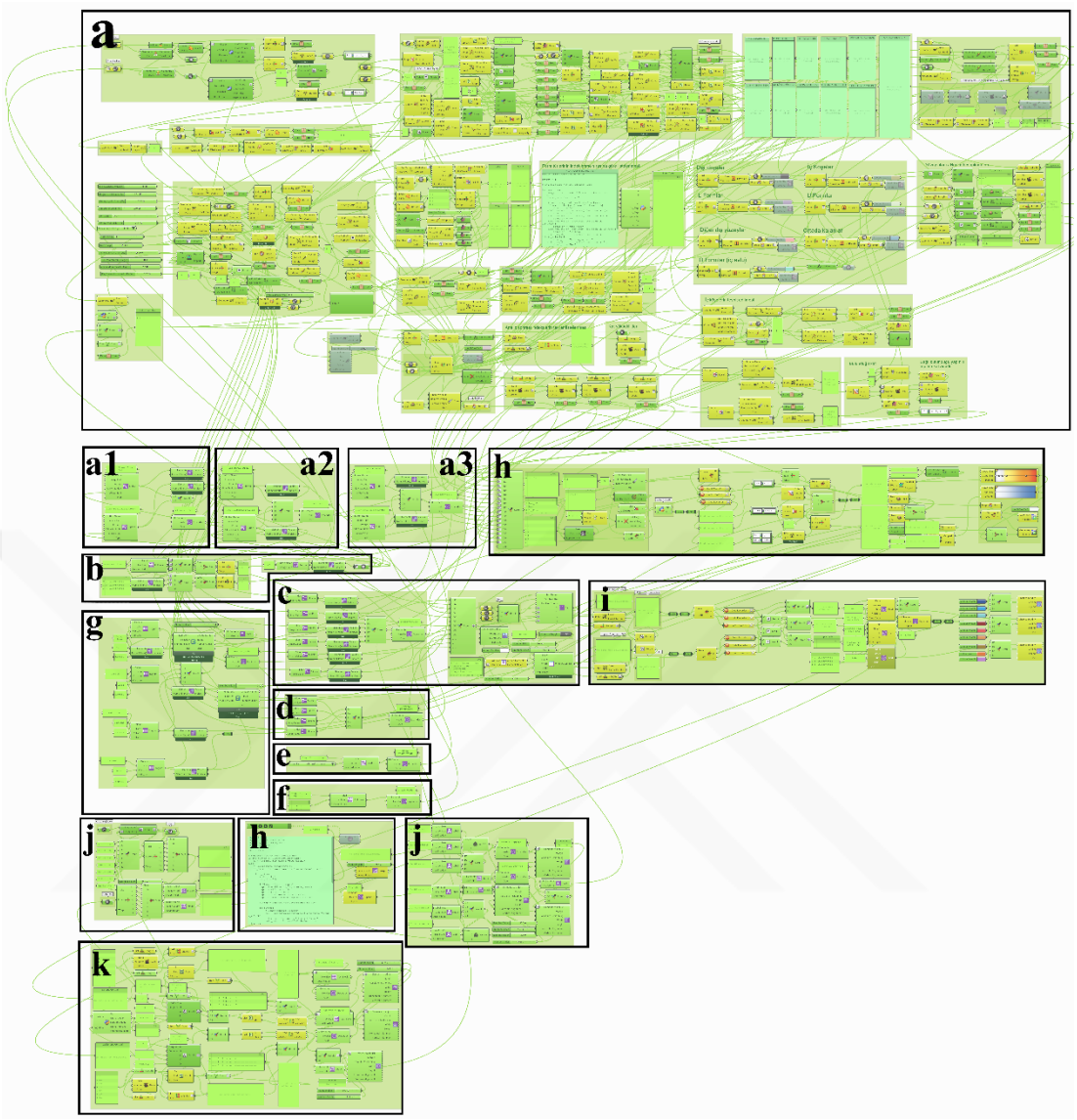
Tahmin modelinin kullanıcın arayüzü Grashopper platformunda çalışan "Human Uİ" eklentisi ile yapılmıştır. Human UI, Grasshopper için kodlama gerektirmeden özel kullanıcı arayüzleri oluşturmayı sağlayan bir eklentidir. HUI parametrik modellerle etkileşim kurmasını kolaylaştırarak kullanıcı arayüzü geliştirmeyi sağlamaktadır.

Geliştirilen modelin arayüzünün Human Uİ ve Grashopper algoritması Şekil 4.18 ve Şekil 4.19'da gösterilmiştir. Arayüz, dört etkileşim ve iki çıktı olmak üzere toplam altı bölümden oluşmaktadır. Arayüzde sol tarafta bina enerji tüketim değerleri, sağ tarafta ise kullanıcıların tasarım parametrelerini içeren etkileşim alanından oluşmaktadır. Etkileşim alanını oluşturan kullanıcı parametreleri bölümünden model seçimi, analiz girdi parametreleri bölümleri tez kapsamında değişken olduğu için aktif olarak seçilmektedir. Bunun dışında kalan etkileşim bölümündeki "bina programı", "zemin katmanı U Değeri", "çatı katmanı U Değeri" , "güney pencere saydam alanlarının güneş ısı kazanım faktörü (SHGF oranı)" ve "iklim türü " seçenekleri sabit parametreler olduğu için seçim dışı (pasif) bırakılmıştır.

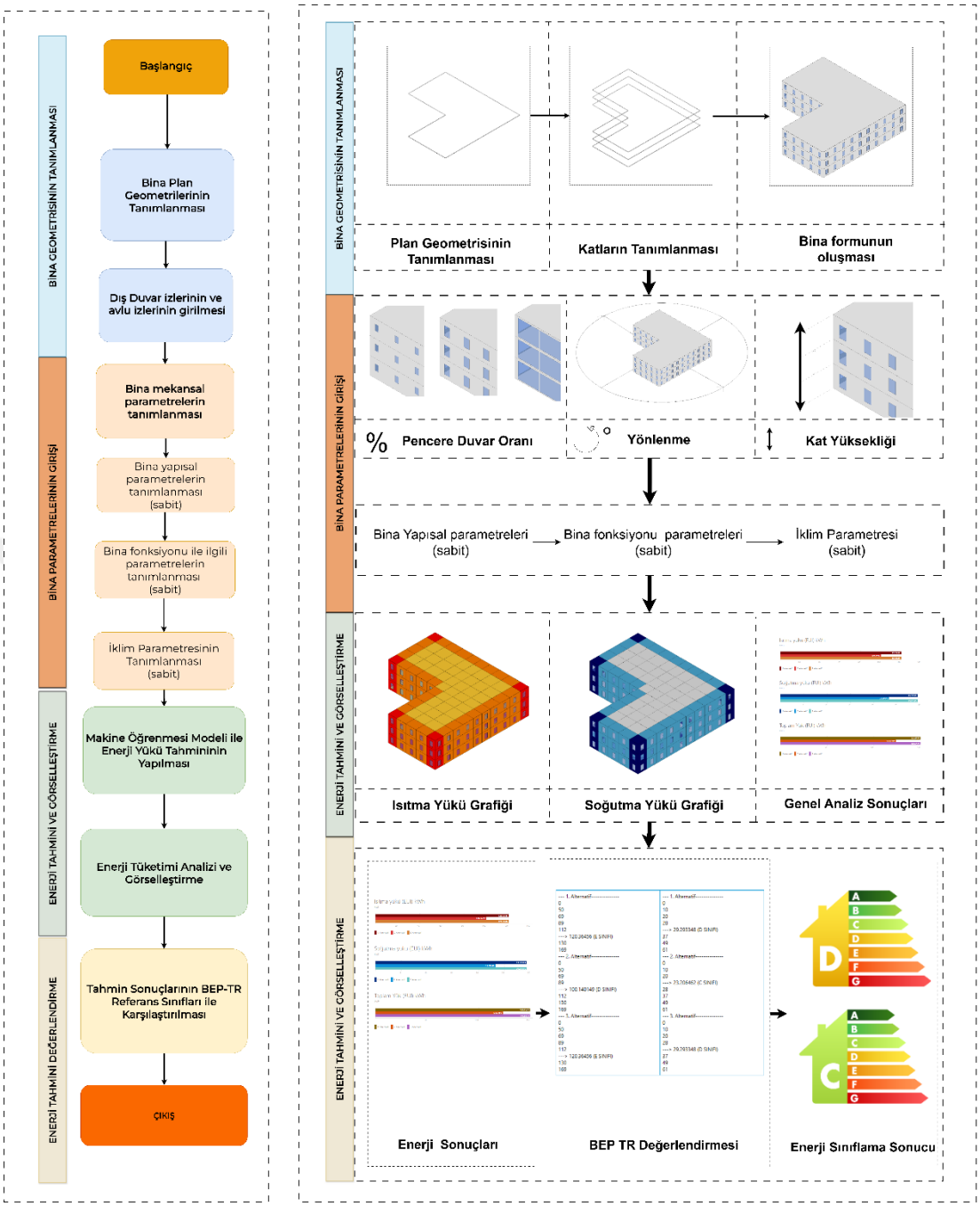
Enerji tahmin modeli "EMTEA+" Kullanıcı arayüz seçim algoritması aşağıdaki şekil 4.20' de verilmiştir.



Şekil 4. 18: Enerji tahmin modelinin Human Uİ kullanıcı arayüzü görünümü.



Şekil 4. 19: Enerji tahmin modelinin Grasshopper üzerinden kullanıcı arayüzü görünümü.



Şekil 4. 20: Kullanıcı arayüzü akış diyagramı.

Arayüz ile çalışma arasındaki iş akışı aşağıdaki adımlardaki gibi olacaktır**:**

1. ***Bina geometrisinin tanımlanması:*** Bu kısımda kullanıcı belirlemiş olduğu formun plan geometrisini Rhino CAD ortamından, arayüz üzerinden "dış duvar plan izi" ve "plan boşlukları" bölümleri tıklanarak plan geometrisi ile eşleme yapılır.

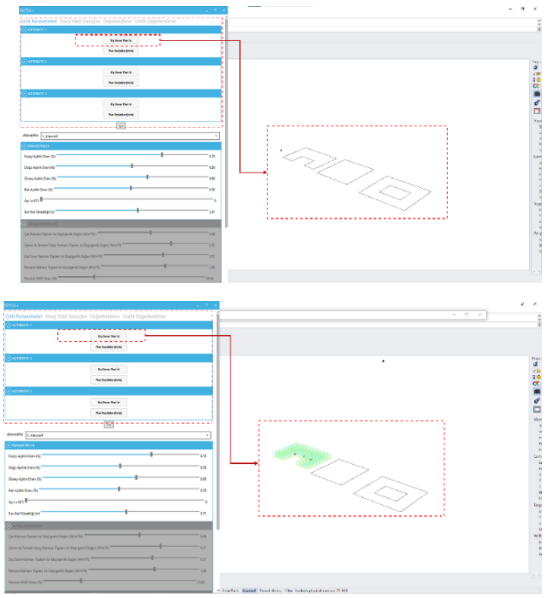
2. ***Bina parametrelerinin girişi: Plan*** geometrisi girildikten sonra ilgili girdi, yüzey tabanlı ayrıştırma algoritması ile birimlere ayrılır, arka planda ise ayrıştırılan birimlerin bilgileri liste haline getirilir. Model tanımlandıktan sonra kullanıcı tarafından girdi parametrelerinde ilgili projeye göre kullanıcı tarafından girdi parametreleri seçilir.

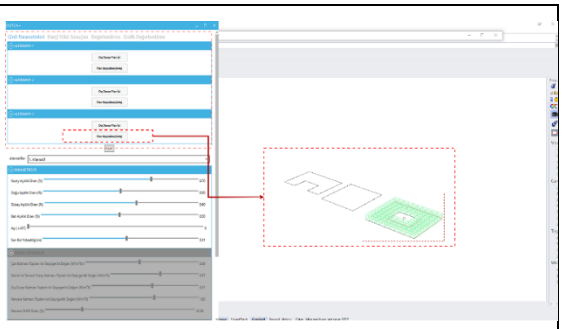
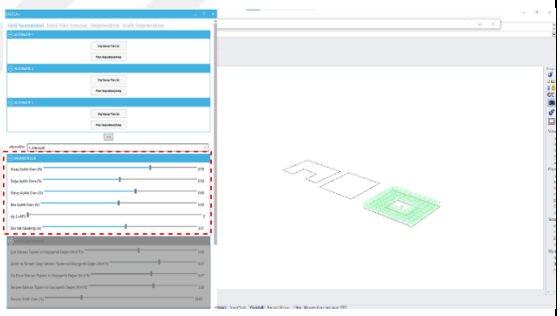
3. ***Enerji tahmini ve görselleştirme:*** Model girdi parametreleri seçildikten sonra analiz bölümündeki "ML analizi" komutuyla enerji tahmin modeli aktif hale getirilir, arayüzün sağ kısmında bulunan "Sonuçlar" bölümünden analiz sonuçları elde edilir.

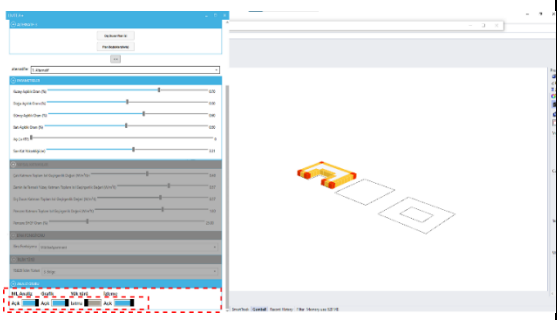
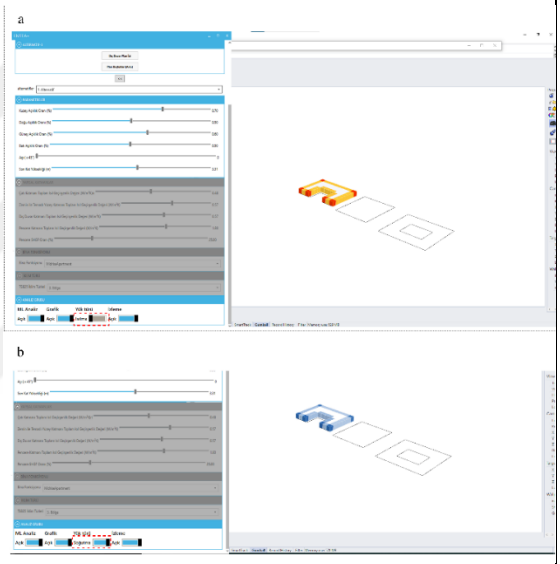
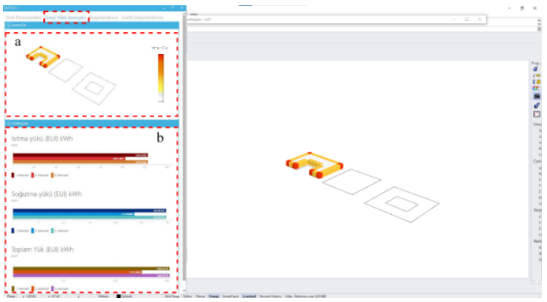
4. ***Enerji tahmini değerlendirme:*** BEP-TR Referans bina yöntemi kullanılarak, varyasyonun hangi enerji sınıfına karşılık geldiği görsel olarak kullanıcıya sunulur.

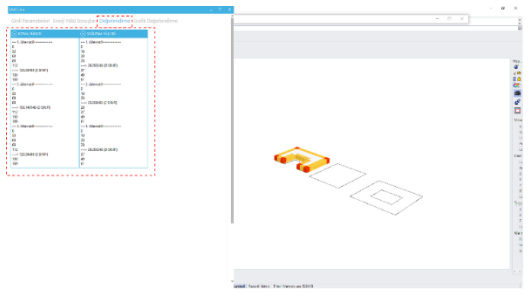
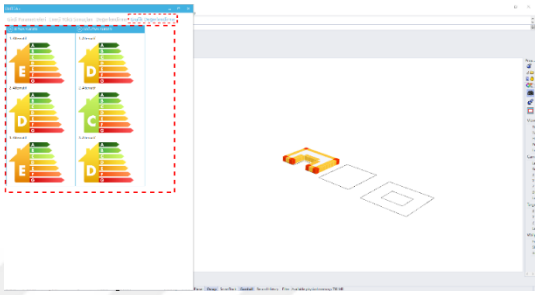
Kullanıcı arayüzü ile ilgili ayrıntılı açıklamalar ve arayüz görünümleri tablo 4.26'da ifade edilmiştir.

Tablo 4. 26: Enerji tahmin modeli kullanıcı arayüzü kullanım aşamaları.

	Aşama Sırası	İşlem	Arayüz Görünümü
BİNA GEOMETRİSİNİN TANIMLANMASI	1.1	Bu aşamada kullanıcı, analiz yapılacak binaya ilişkin plan geometrisini ve kat sayısı gibi temel morfolojik bilgileri arayüz üzerinden tanımlar. Bu bilgiler, parametrik modelleme sürecinin ilk girdilerini oluşturur ve enerji tahmin sürecinin mekânsal temelini sağlar.	

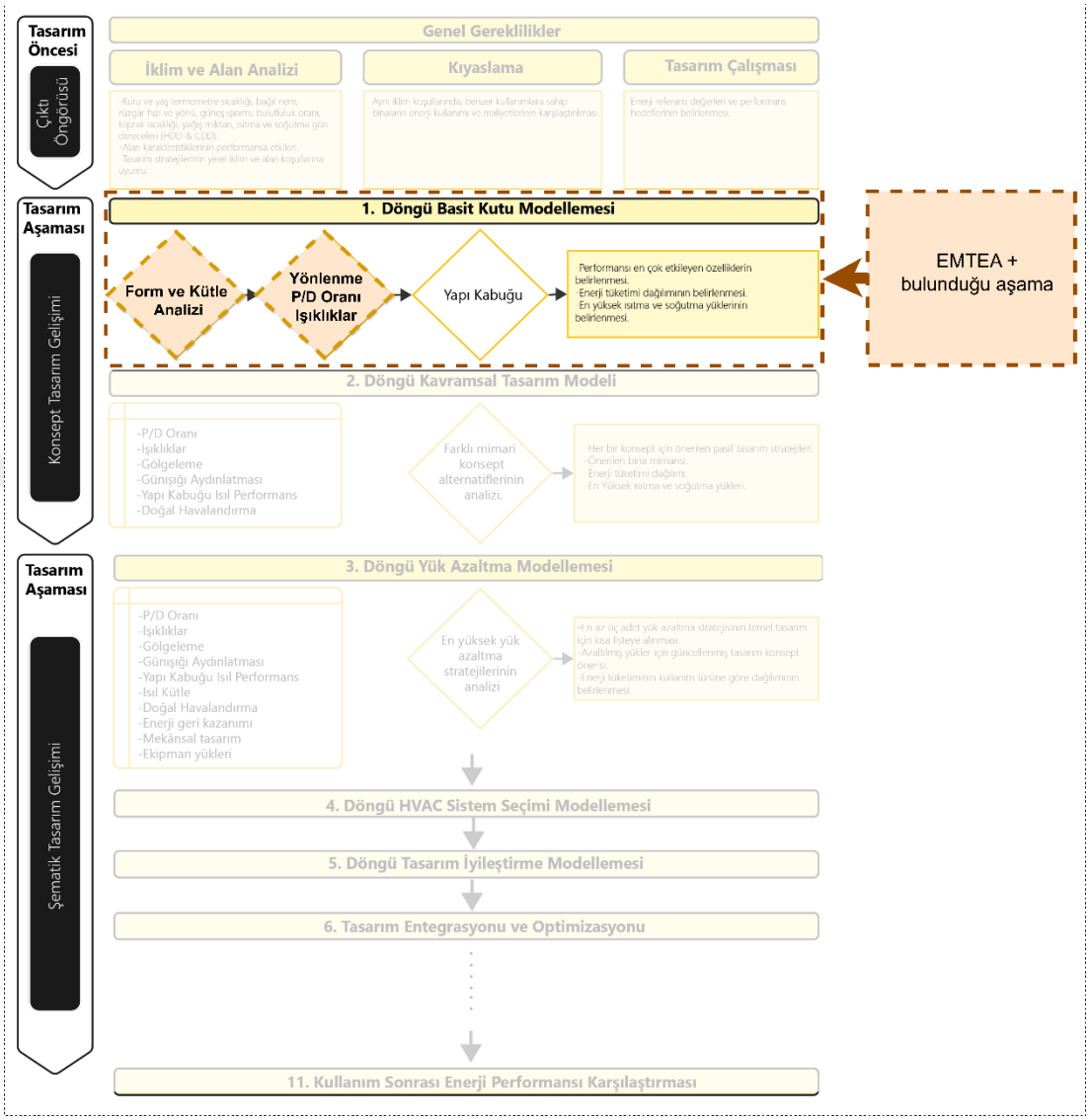
BİNA GEOMETRİSİNİN TANIMLANMASI	**1.2**	Eğer bina formu avlulu bir yapıya sahipse, bu bölümde dış duvar izlerinin ardından iç avlu duvar izlerinin tanımlanması gerçekleştirilir. Bu durum ile birlikte , iç ve dış bölgeler arasındaki ısı alışverişi durumu analizde doğru geometri temel alınır.	
BİNA PARAMETRELERİNİN GİRİŞİ	**2**	Bu aşamada kullanıcı, pencere-duvar oranı, yönlenme ve kat yüksekliği gibi analiz varyasyonlarını temsil eden parametreleri girer.	

ENERJİ TAHMİNİ VE GÖRSELLEŞTİRME	**3.1**	Kullanıcı bu bölümde makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin analizini başlatır. Analiz tamamlandığında, seçilen varyasyona ait enerji yükü sonuçları Rhinoceros ekranında grafiksel biçimde gösterilir.	
	3.2	Bu bölümde kullanıcı, analiz çıktılarında yer alan ısıtma ve soğutma yükü grafiklerini arayüzde görsel olarak karşılaştırmalı biçimde inceleyebilir. Bu özellik, ısıtma-soğutma dengesi açısından mekânsal verimliliği görsel olarak değerlendirme imkânı sunar.	
	3.3	Kullanıcı, enerji yükü sonuçlarından 3 boyutlu enerji yükü sonucunu ve her 3 alterntifin ısıtma, soğutma ve toplam enerji yükü grafiklerini görüntüler.	

ENERJİ TAHMİNİ DEĞERLENDİRME	**4.1**	Bu adımda kullanıcı, hesaplanan enerji yükü sonuçlarının BEP-TR çerçevesinde değerlendirilmesini sağlar.	
	4.2	BEP-TR Referans bina yöntemi kullanılarak, varyasyonun hangi enerji sınıfına karşılık geldiği görsel olarak kullanıcıya sunulur.	

Mimari tasarım sürecinde enerji verimliliğinin etkin biçimde değerlendirilebilmesi, enerji modelleme yöntemlerinin hangi aşamada ve hangi kapsamda kullanılacağının tanımlanmasını gerektirir. Bu bağlamda ASHRAE Standard 209, enerji simülasyonlarının tasarım sürecine entegrasyonuna yönelik zamanlamaya açısından bir yöntem sunmaktadır.

ASHRAE 209 standartı, tasarım öncesi, tasarım, yapım ve kullanım olmak üzere dört temel aşamada 11 farklı alt modelleme döngüsünden oluşmaktadır. Çalışma kapsamında geliştirilen enerji tahmin modeli, bu yapının "Tasarım" başlığı altındaki "Konsept Tasarımı" aşamasında yer alan "Basit Kutu Modellemesi" döngüsü kapsamında konumlandırılmıştır. Basit Kutu Modellemesi döngüsü, bina geometrisi, yönlenme, pencere/duvar oranı ve bina kabuğu gibi form ve kabuk bileşenlerinin enerji tüketimi üzerindeki etkilerini değerlendirmeyi ve tasarım sürecinin başında performansa dayalı kararlar almayı hedeflemektedir. Bu bağlamda, geliştirilen modelin kapsamı ve amaçları, Basit Kutu Modellemesi ile doğrudan örtüşmekte olup, erken tasarım kararlarının enerji performansı üzerindeki etkilerini hızlı ve sistematik şekilde analiz etmeye yönelik geliştirilmiştir. Şekil 4.21'de geliştirilen enerji tahmin modeli olan "EMTEA +" modelinin ASHRAE 209 tasarım döngüleri içindeki yeri belirtilmiştir.



Şekil 4. 21: Makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modelinin tasarım süreçlerindeki yeri.

4.10. Makine Öğrenmesi Tabanlı Bina Enerji Tahmin Modelinin Vaka Çalışması Üzerinde Değerlendirilmesi

Bu bölümde, makine öğrenimi ile ısıtma ve soğutma yükleri için enerji talep tahmini yapan nihai modeller üzerinden yeni girdi verileri ile 20 adet örneklem/senaryo üzerinden tahminleme çalışılmıştır.

Geliştirilen tahmin modelinin doğruluğunu değerlendirmek amacıyla, bir vaka çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda, modelin yeni ve daha önce analiz edilmemiş tasarım senaryoları üzerindeki performansı test edilmiştir. Vaka çalışması için Emlak Konut'un iştirakiyle inşa edilen 12 farklı konut sitesinden elde edilen plan geometrileri kullanılmıştır. Bu seçilen projeler, modelin çeşitli konut tasarımlarındaki güneş radyasyonu tahmin doğruluğunu test etmek ve farklı kentsel bağlamlar içinde modelin güvenilirliğini değerlendirmek için bir temel oluşturmuştur.

Bu süreçte, modelin girdileri, Grasshopper ortamında kaydırıcı bileşenleri, metin panelleri veya doğrudan bir CSV dosyası aracılığıyla tanımlanmıştır. Çalışmada, 12 farklı konut sitesine ait planlar kullanılarak oluşturulan test senaryoları, modelin tahmin yeteneğini doğrulamak amacıyla analiz edilmiştir.

Yapılacak olan bina analiz senaryoları dahilinde EMLAK KONUT uyguladığı toplu konut projeleri ele alınmıştır.

Emlak Konut Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş. (URL-12), 1953 yılında kurulmuş, kamu ortaklı bir gayrimenkul geliştirme şirketidir. 2002 yılında Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı (GYO) statüsünü kazanarak, Sermaye Piyasası Kurulu'nun düzenlemelerine tabi bir yapı haline gelmiştir. TOKİ'nin bir iştiraki olan bu kurum, Türkiye'de özellikle orta ve orta-üst gelir gruplarına yönelik konut üretimi, arsa geliştirme, kamu binaları ve ticari gayrimenkullerin planlanması ve uygulamasında rol oynamaktadır (URL-12).

Emlak Konut GYO, geliştirdiği projeleri genellikle özel sektör müteahhitleriyle birlikte yürütür. Bu süreç çoğunlukla arsa satışı karşılığı hasılat paylaşımı modeli üzerinden işler. Bu modelde kamuya ait arsalar, özel sektör firmalarına ihale yoluyla devredilir ve inşa edilen bağımsız birimlerin satışından elde edilen gelir, sözleşmede belirtilen oranlar doğrultusunda kamu ve yüklenici arasında paylaşılır. Kurumun rolü

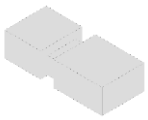
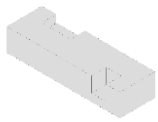
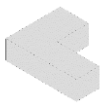
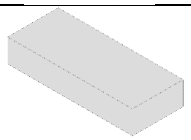
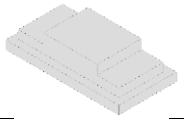
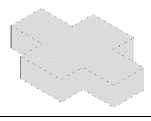
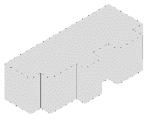
burada yalnızca arsa tahsisi değil, aynı zamanda sürecin denetimi, teknik kontrolü ve sözleşme yönetimini de içerecek şekilde çok katmanlıdır.(Pınar, 2019)

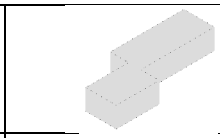
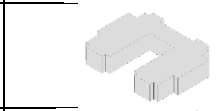
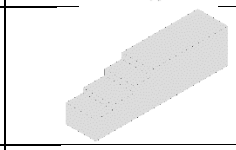
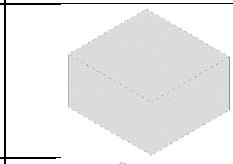
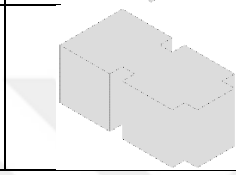
Emlak Konut, bu yolla hem kamu kaynaklarını kullanarak konut üretimini yönlendirmekte hem de konut piyasasına müdahale eden bir planlayıcı ve düzenleyici rol üstlenmektedir. Bu yapısıyla şirket, devletin konut politikalarına dolaylı müdahale araçlarından biri olarak değerlendirilmektedir.

4.10.1. Doğrulama İçin Senaryo Bina Varyasyonları Ve Özelliklerinin Belirlenmesi

Enerji tahmin modelinin doğrulanması için Emlak Konut GYO tarafından önceki yıllarda uygulanmış olan 12 konut projesinden , 12 bina plan geometrisi seçilmiştir. Seçilen plan geometrilerinin bina formları 4 katlı olacak şekilde çalışma içerisinde sınırlandırılmıştır.

Tablo 4.27: Senaryo bina varyasyonları bina formu geometrik özellikleri.

Bina No:	Plan geometrileri perspektif	Bulundurduğu Yüzey Tipleri	Hacim	Yüzey Alanı	Y/H Oranı
1		Dış form U form	6800	3300	0.48
2		Dış form U form	5346	3978	0.744
3		Dış form L form	6642	2718	0.41
4		Dış form	12960	4392	0.34
5		Dış form Teras form	13000	5642	0.43
6		Dış form L form	14580	5022	0.34
7		Dış form L form U form	8400	5800	0.69

8		Dış form L form	7600	4200	0.55
9		Dış form L form U form	9800	6000	0.61
10		Dış form Teras form	11016	7596	0.69
11		Dış form	8100	2880	0.355
12		Dış form U form	1726	3726	0.468

Tablo 4.28:Doğrulama analizi simülasyon sabit girdi verileri.

Veri Grubu	Tür	Birim	
İklim Verisi	EPW	-	İstanbul Atatürk Havalimanı
Bina Kabuğu	Toplam Isıl Geçirgenlik Duvar Çatı Döşeme Saydam Alanlar/Pencere Pencere SHGF	$W/m^2°K$	 0.57 0.38 0.51 1.8 0.25
Aktivite, ekipman ve Aydınlatma Midrise-Apartment	Toplam İç Kazançlar (Aydınlatma) Toplam İç Kazançlar (Ekipman)	W/m^2	9.36
	İşletme Zamanlaması Isıtma/Soğutma Sistemi	W/m^2	6.66 08:00-19.00: %50 19:00-08:00: %100
	İşletme Programı İç Kazançlar	-	
Kontrol ve Faaliyet (İklimlendirme)	Isıtma Ayarı Noktası (Sıcaklık)	°C	20
	Soğutma Ayarı Noktası (Sıcaklık)	°C	26

	İşletim Saatlerinde Minimum Doğal Havalandırma Oranı	vol/h	1.35
	Gece Havalandırma - Temel	vol/h	0.1
	Gece Havalandırma – Gelişmiş (Soğutma Modu)	vol/h	4
Cephe Sabit Saydamlık Oranı	Sabit Varyasyon	%	%50
Bina Yönlenmesi	%45 derece açı ile 8 değer	°	0
Kat Yüksekliği	-	m	3

4.10.2. Senaryo Bina Varyasyonlarının Enerji Simülasyonlarının ve Makine Öğrenmesi Tahmin Modeli Analizlerinin Yapılması

Enerji tahmin modelinin doğrulama çalışmasın, modelin kurgulandığı Rhinoceros Grasshopper platformunda gerçekleştirilmiştir. Enerji tahmin modelinin doğrulanması için, Grasshopper Ladybug Tools bünyesinde çalışan, Energy Plus enerji yükü hesaplama aracı kullanılmıştır. Enerji tahmin modeli için ise Python betiği oluşturularak girdi parametreleri ile tahmin sonucu alınması sağlanmıştır.

4.10.3. Sonuçların Karşılaştırılması ve Değerlendirme

Çalışma kapsamında geliştirilen makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modelinin doğruluk ve uygulanabilirlik düzeyini belirlemek amacıyla yapılan karşılaştırmalı analizler sunulmaktadır. Modelin başarısı yalnızca eğitim ve test verileri üzerinden değil, aynı zamanda daha önce analiz edilmemiş gerçek bina planları üzerinden değerlendirilerek performansı çok yönlü olarak test edilmiştir. Bu kapsamda, enerji simülasyonlarından elde edilen ısıtma-soğutma yükleri ve analiz süreleri, tahmin modelinin çıktıları ile karşılaştırılmış; modelin doğruluk oranı ve zamansal verimliliği açısından sağladığı avantajlar irdelenmiştir

4.10.3.1. Isıtma Ve Soğutma Yükleri Üzerinden Karşılaştırma

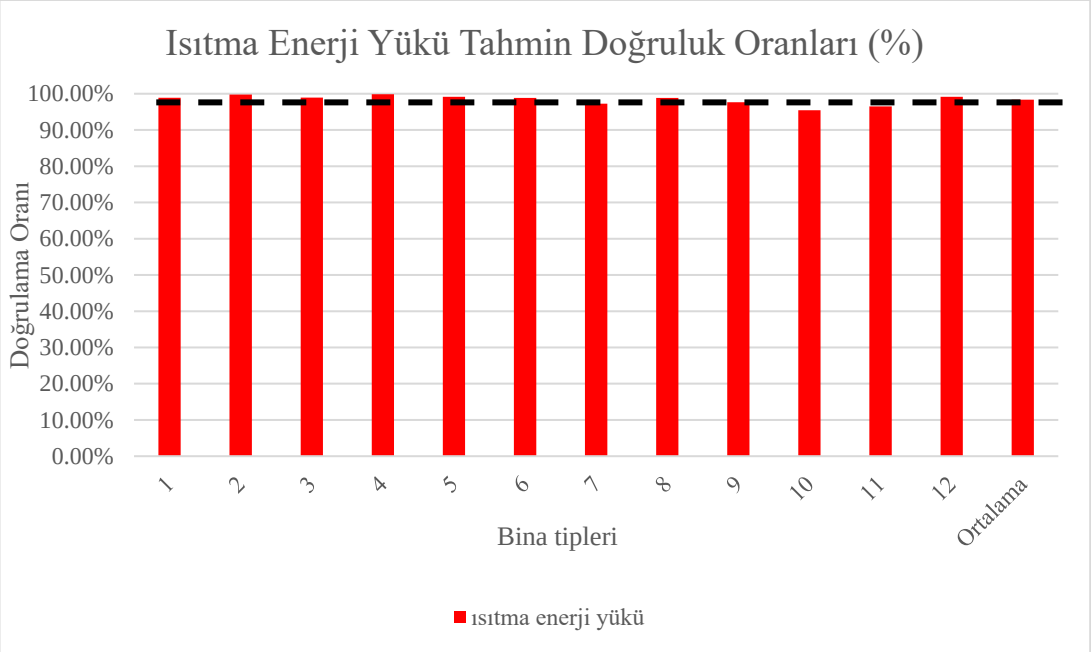
Enerji tahmin modelini oluşturan makine öğrenmesi modeli, Çok Katmanlı Algılayıcı modelinden oluşmaktadır. Modelin test verilerindeki doğruluk oranı R^2= %99 olarak sonuçlanmıştır. Bu aşamada, modelin veri seti haricinde daha önce görmediği veriler üzerindeki etkisini görmek amaçlanmaktadır.

Makine öğrenmesi algoritmaları ile geliştirilen enerji tahmin modelinin doğruluk performansı, yalnızca eğitim ve test veri setleri üzerinde değil, modelin daha önce

görmediği yeni bina geometrileri verileri üzerindeki başarısı göz önüne alınarak da değerlendirilmiştir. Bu bağlamda, modelin genelleme yeteneğini ölçmek amacıyla, 12 farklı bina plan geometrisine sahip senaryo varyasyonları üzerinde simülasyon sonuçları ile model tahminleri karşılaştırılmış ve elde edilen doğruluk oranları analiz edilmiştir.

Tablo 4.29'da gösterildiği üzere, ısıtma enerji yükü tahmininde model oldukça yüksek bir tutarlılık sergilemiştir. Bina plan tiplerine göre yapılan analizlerde doğruluk oranları %96 ile %99 arasında değişmekte olup, genel ortalama doğruluk oranı %97.77 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç ile birlikte , makine öğrenmesi tabanlı modelinin farklı form parametrelerine sahip bina varyasyonları üzerinde yüksek tahmin kabiliyeti gösterdiğini görülmektedir. Özellikle, modelin sadece eğitim sırasında gördüğü veri kombinasyonlarına değil, daha önce maruz kalmadığı bina form varyasyonlarına da yüksek doğrulukla yanıt vermesi, genelleme başarısının güçlü olduğunu göstermektedir.

Tablo 4. 29: Doğrulama analizi ısıtma enerji yükü doğruluk oranları.

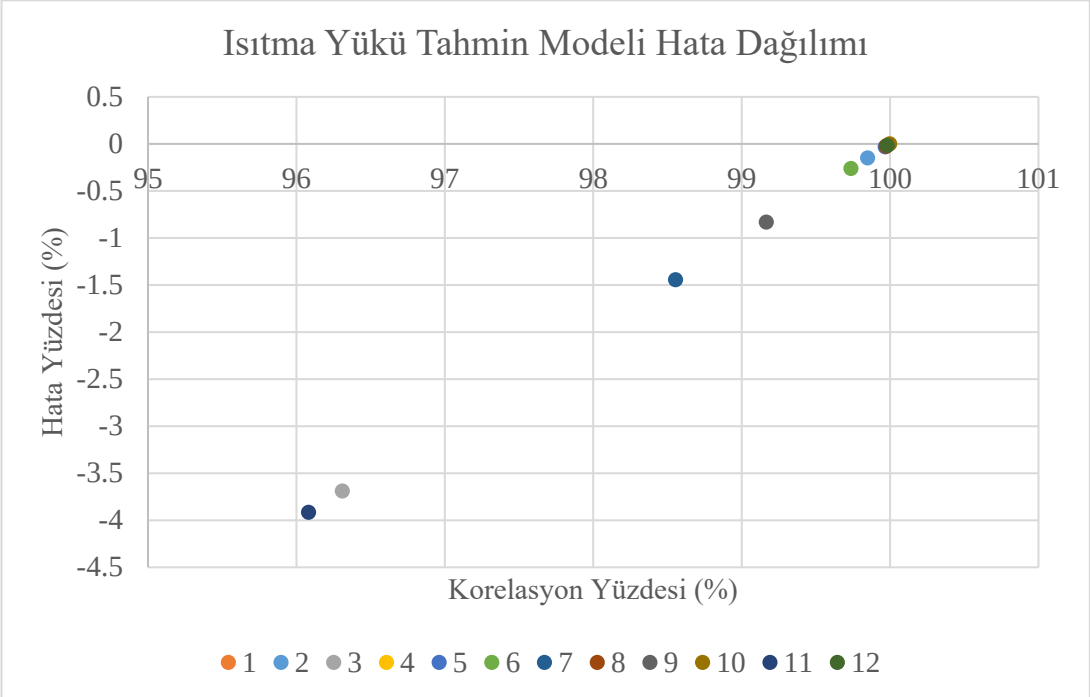


Doğruluk oranlarında, ortalama oranın altında kalan bina varyasyonlarında oluşan farklılıklar, muhtemelen bina tiplerinin geometrik özelliklerinden kaynaklanmaktadır.

Daha fazla dış cephe alanına sahip ve farklı bina yüzey varyasyonlarını içeren bina tiplerinde, ısı kazanç-kayıp dengesi daha fazla değişkenlik gösterebilmekte, bu da simülasyon verileriyle olan uyumda küçük farklar yaratmaktadır. Ancak bu farklara rağmen, modelin tahmin aralığı büyük ölçüde simülasyon sonuçlarıyla paralellik göstermektedir.

Makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modeli kapsamında geliştirilen MLP algoritmasının, ısıtma enerji yükü tahmin performansına yönelik "Pearson hata dağılımı" analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analiz ile birlikte, her bir bina tipine karşılık gelen tahmin sonuçlarının, simülasyon verileriyle kıyaslandığında ne ölçüde sapma gösterdiğini ve birimlerin enerji yükü sonuçlarının korelasyon düzeyinin belirlenmesi amaçlanmaktadır (Tablo 4.30).

Tablo 4. 30: Doğrulama analizi ısıtma enerji yükü model hata dağılımı.



Grafikte yatay eksen, tahmin doğruluk oranını (korelasyon yüzdesi), dikey eksen ise tahmin hatasının yüzde cinsinden büyüklüğünü temsil etmektedir. Tablo 4.31 incelendiğinde, modelin doğruluk oranları, %96.08 ile %99,99 arasında değişmektedir.

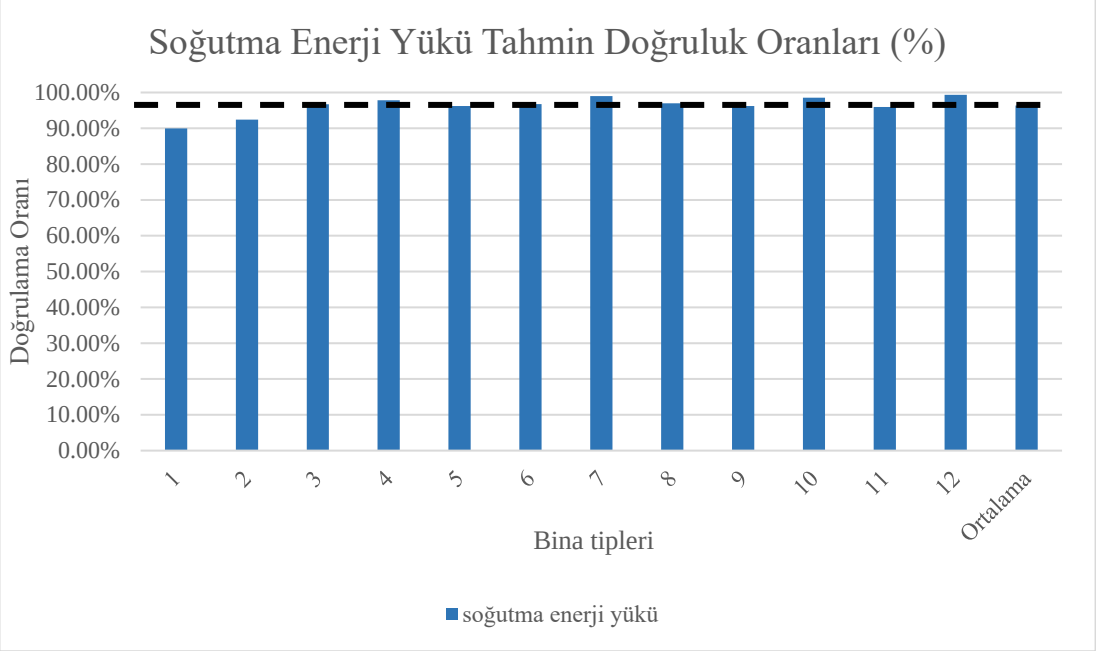
Hata dağılımı değerlendirildiğinde, modelin genel analiz eğiliminin simülasyon verilerine oldukça yakın tahminler yaptığı söylenebilir. Analiz sonucunda %98,5 ve üzeri doğruluk oranlarına sahip tahminlerde hata oranlarının ±1% aralığında yoğunlaştığı görülmektedir. Bu durum, modelin eğitim sürecinde edinmiş olduğu öğrenme desenlerini, daha önce karşılaşmadığı bina varyasyonlarına da başarıyla uygulayabildiğinin bir göstergesidir.

Enerji tahmin modelinin yalnızca enerji yükünün sayısal değeri ile değil, aynı zamanda bina tipleri arasında gözetilen göreli farklılıkları da doğru şekilde yansıttığını ve birimler arası enerji tüketim dağılımı açısından tutarlı çıktılar ürettiğini göstermektedir. Bu durum, ısıtma enerji yükü analizi açısından girdi ve çıktıların makine öğrenmesi tabanlı tahmin modeli tarafından doğru bir şekilde öğrenildiğini ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte, belirli bina tiplerinde hata oranının %2 ila %4 aralığına çıktığı gözlemlenmektedir. Özellikle 3 ve 11 numaralı bina tiplerinde hata oranları -4,5% düzeyine yaklaşmaktadır. Bu sapmaların nedeni, söz konusu bina tiplerinin geometrik özelliklerinden kaynaklanan ısıl davranış farklılıkları olabilir. İlgili bina formlarında, enerji tahmin modelindeki eğitim verilerine kıyasla bina bünyelerinde farklı bina yüzey varyasyonlarını kompleks bir şekilde barındırmaları bu farkın oluşmasına neden olmuş olabilir.

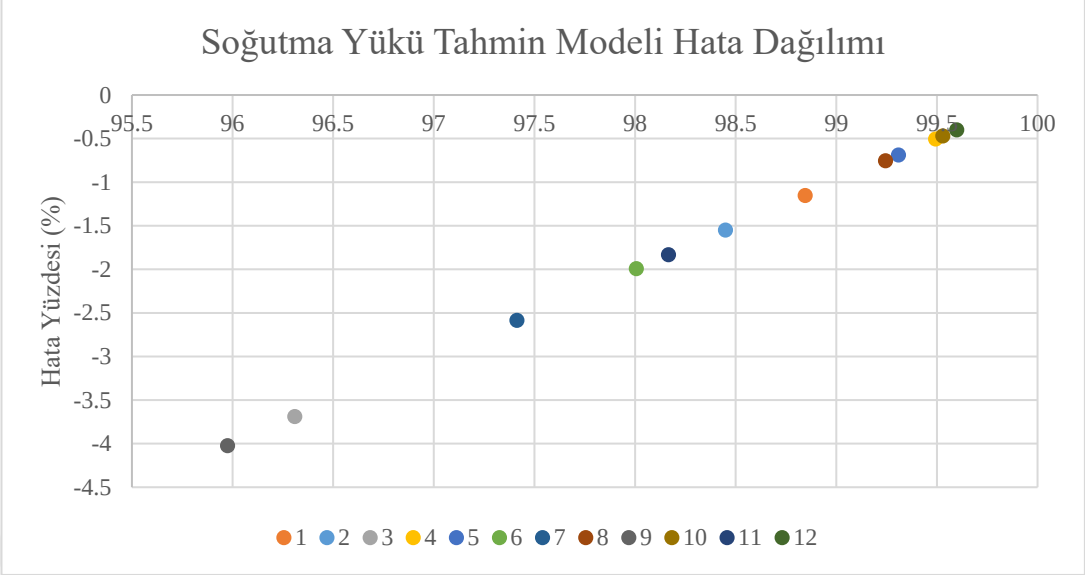
Soğutma enerji yükü analiz doğrulama çalışmasındaki sonuçlar Şekil 4.31'de gösterildiği üzere, ısıtma enerji yükü tahmininde olduğu gibi model burada da oldukça yüksek bir tutarlılık sergilemiştir. Bina plan tiplerine göre yapılan analizlerde doğruluk oranları %89,82 ile %99,36 arasında değişmekte olup, genel ortalama doğruluk oranı %96,38 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4. 31:Doğrulama analizi soğutma enerji yükü doğruluk oranları.



Soğutma yükü açısından doğruluk oranlarında, ortalama oranın altında kalan bina varyasyonlarında oluşan farklılıklar, ısıtma enerji yükündeki farklılıklarında olduğu gibi bina tiplerinin geometrik özelliklerinden farklarından kaynaklanmaktadır. Daha fazla dış cephe alanına sahip ve farklı bina yüzey varyasyonlarını içeren bina tiplerinde, ısı kazanç-kayıp dengesi daha fazla değişkenlik gösterebilmekte, bu da simülasyon verileriyle olan uyumda küçük farklar yaratmaktadır. Ancak bu farklara rağmen, modelin tahmin aralığı büyük ölçüde simülasyon sonuçlarıyla paralellik göstermektedir (Tablo 4.32).

Tablo 4. 32: Doğrulama analizi ısıtma enerji yükü model hata dağılımı.



Elde edilen sonuçlar, geliştirilen makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modelinin, doğrulama aşamasında oluşturulan analiz senaryosunda kullanılan bina varyasyonları üzerinde yüksek doğruluk oranlarıyla çalıştığını ve bu yönüyle erken tasarım sürecine entegre edilebilir nitelikte olduğunu ortaya koymaktadır. Gerek ısıtma gerekse soğutma yükleri için yapılan senaryo analizlerinde modelin tahmin kabiliyeti, simülasyon verileriyle yüksek oranda uyum göstermiş; özellikle %97'nin üzerinde ortalama doğruluk değerleri ile güvenilir tahmin çıktıları üretmiştir. Bu başarı, modelin hem eğitim verisi içinde hem de daha önce karşılaşmadığı bina varyasyonları üzerinde güçlü bir genelleme kabiliyeti sunduğunu göstermektedir. Yüksek doğruluk düzeyi, enerji performansına duyarlı tasarım kararlarının erken aşamada değerlendirilmesini mümkün kılmakta ve geleneksel simülasyonlara kıyasla çok daha hızlı ve veri odaklı çözümleme süreçlerine imkân tanımaktadır. Bu yönüyle geliştirilen model, mimari tasarım süreçlerinde kullanılabilir, pratik ve etkili bir karar destek aracı olarak konumlandırılabilir.

Tüm analizlerin genel değerlendirmesi yapıldığında, ısıtma ve soğutma yükleri açısından ortaya çıkan farkların yalnızca bina kabuğunun fiziksel özelliklerinden değil, aynı zamanda bina geometrisinin dış çevresel faktörlerle etkileşiminden de kaynaklandığı görülmektedir. Özellikle soğutma yükü bağlamında değerlendirildiğinde, yüzey sayısının artması ile birlikte binanın rüzgar etkisine daha

fazla maruz kalması, doğal havalandırma olanaklarını artırmakta ve bu durum, iç mekânda biriken ısının taşınım yoluyla uzaklaştırılmasını kolaylaştırarak soğutma ihtiyacında azalmaya neden olabilmektedir. Buna karşın, ısıtma yükü açısından aynı yüzey artışı, daha geniş bir dış ortamla temas alanı anlamına geldiğinden, ısı kayıplarının artmasına ve buna bağlı olarak ısıtma ihtiyacının yükselmesine yol açmaktadır. Bu durum, model çıktılarında gözlemlenen doğruluk farklarının yalnızca tahmin modelinin genelleme kabiliyetine değil, aynı zamanda fiziksel enerji akış süreçlerinin mevsimsel ve yönelime bağlı değişken doğasına da bağlı olduğunu göstermektedir. Bu nedenle, geometrik formun ve yüzey kompozisyonunun enerji tüketimi üzerindeki çift yönlü etkisinin tasarım aşamasında dikkatle ele alınması gerekliliği bir kez daha ortaya konmuştur.

Bu doğruluk düzeyi, özellikle erken tasarım kararlarının enerji verimliliği perspektifiyle desteklenmesi gereken mimari süreçlerde oldukça önemlidir. Geleneksel simülasyonların yüksek hesaplama yükü ve zaman ihtiyacı göz önüne alındığında, %97,77 gibi bir tahmin başarısı ile çalışan makine öğrenmesi modeli, erken aşama tasarım alternatiflerinin hızlı ve veri odaklı biçimde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

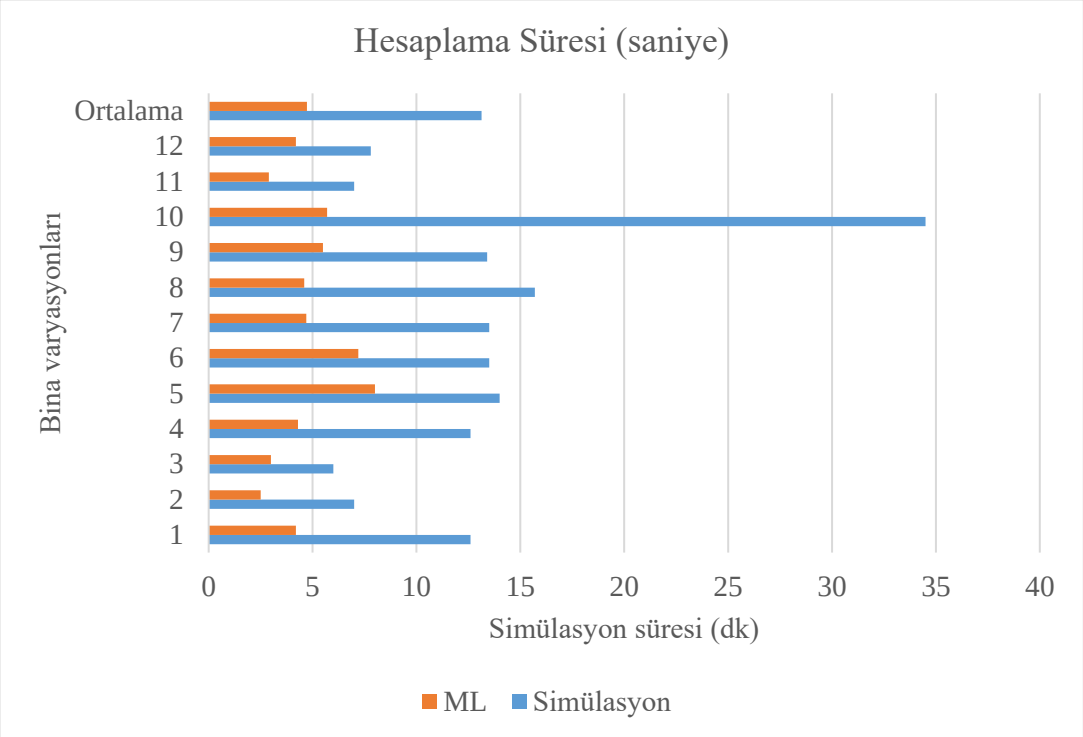
4.10.3.2. Enerji Simülasyonu Hesaplama Süresi Üzerinden Karşılaştırma

Bina enerji performansının değerlendirilmesine yönelik yapılan çalışmalarda, doğruluk oranlarının yüksekliği kadar, bu değerlendirmenin hangi süre içerisinde gerçekleştirilebildiği de modelin etkinliği ve tasarım süreçlerine entegrasyonu açısından belirleyici bir unsurdur. Özellikle mimari tasarımın süreçlerindeki yinelemeli ve hızlı karar alma döngüsü düşünüldüğünde, iklimsel konfora bağlı enerji tüketim analizi araçlarının yalnızca doğru sonuçları vermesi değil, aynı zamanda hızlı sonuç üretebilme kapasitesine sahip olması büyük önem arz etmektedir. Geleneksel bina enerji simülasyon yaklaşımlarının yüksek doğruluk oranları sunmalarına karşın, her bir varyasyon için uzun işlem sürelerine ihtiyaç duymaları, tasarım sürecinde anlık hızlı değerlendirme yapılmasını engellemektedir. Bu durum, mimarın veya tasarımcının her tasarım varyasyonu için dakikalar hatta saatler süren simülasyonları beklemesi anlamına gelmekte; dolayısıyla enerji verimliliği eksenli kararların çoğunlukla tasarım süreci tamamlandıktan sonraya ertelenmesine neden olmaktadır.

Bu bağlamda, çalışmada geliştirilen makine öğrenmesi temelli tahmin modelinin analiz süresi açısından sunduğu avantajlar, yalnızca teknolojik bir yenilik olarak değil, doğrudan tasarım pratiğini dönüştürme potansiyeline sahip stratejik bir araç olarak değerlendirilmektedir. Modelin, önceden eğitilmiş parametreleri temelinde milisaniyeler düzeyinde tahminler üretebiliyor olması, parametrik varyasyonların eşzamanlı olarak değerlendirilmesini mümkün kılmakta; bu da form ve enerji performansı ilişkisini sürekli ve görsel olarak izlenebilir bir hâle getirmektedir. Bu yapısıyla model, mimarın karar alma sürecini destekleyen ve veri odaklı bir tasarım yaklaşımını teşvik eden bir "tasarım destek sistemine" dönüşmektedir.

Bu bölümde, makine öğrenmesi tabanlı geliştirilen enerji tahmin modelinin analiz süreleri, Pollination Cloud platformu üzerinden EnergyPlus motoru aracılığıyla elde edilen geleneksel simülasyon yöntemi ile yapılan analiz süreleriyle karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır. Yapılan karşılaştırmalı analiz süreleri incelendiğinde 12 varyasyon için simülasyon yöntemi ile yapılan analizlerin ortalaması 13.13 dakika olarak ölçülmüştür. Bunun karşısında, makine öğrenmesi tabanlı enerji tahmin modeli ile yapılan analizlerin ortalaması ise 4.73 dakika olarak ölçülmüştür (Tablo 4.33)

Tablo 4. 33: Enerji tahmin model ve simülasyon analiz hesaplama süresi karşılaştırması.



Bu karşılaştırmalı analiz sonuçları, makine öğrenmesi tabanlı tahmin modelinin yalnızca doğruluk oranları açısından değil, aynı zamanda hesaplama süresi bakımından da geleneksel simülasyon tabanlı iklimsel konfora bağlı enerji tüketimi değerlendirme yöntemlerine göre belirgin avantajlar sunduğunu ortaya koymaktadır. Simülasyon yöntemiyle yapılan analizlerde hesaplama süresi zaman zaman 30 dakikayı aşarken, makine öğrenimi modeli bu süreyi tüm varyasyonlar için 5 dakikanın altında bir sürede tamamlamıştır. Özellikle 10 numaralı varyasyonda simülasyon süresi yaklaşık 34 dakikaya kadar uzarken, aynı varyasyonun tahmini yalnızca 6 dakikadan kısa sürede tamamlanmıştır. Bu fark, çok sayıda tasarım alternatifi üzerinde çalışılması gereken durumlarda toplam analiz süresinde belirgin bir azalma sağlamakta ve süreç içi geri bildirim döngülerinin hızlandırılmasına olanak tanımaktadır.

Gerçekleştirilen 12 farklı bina varyasyonu üzerinde elde edilen analiz süresi ortalamaları, klasik enerji simülasyonu yönteminin yaklaşık %64 oranında daha uzun sürdüğünü göstermektedir. Başka bir deyişle, tahmin modeli ile yapılan analizler, aynı enerji çıktılarının çok daha kısa sürede elde edilmesini sağlayarak, enerji etkin tasarım kararlarının anlık olarak test edilmesini mümkün kılmıştır.

Analiz sürelerine ilişkin bulgular, bu çalışmada geliştirilen makine öğrenmesi modelinin, mimari tasarım sürecine yalnızca performans doğruluğu açısından değil, zaman yönetimi ve operasyonel verimlilik açısından da doğrudan katkı sağladığını göstermektedir. Geleneksel simülasyon yöntemlerinin hesaplama süresi göz önünde bulundurulduğunda, ML tabanlı modellerin erken tasarım aşamasına entegrasyonu hem zamandan tasarruf sağlamakta hem de alternatiflerin geniş kapsamlı değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır.

BEŞİNCİ BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER

Mimarlık, yalnızca yapıların belirlenen koşullara göre tasarlanması ve organize edilmesi ve işletilmesi sürecinden ibaret olmayıp, aynı zamanda bu binaların kullanıcıların eylemlerini gerçekleştirmeleri için uygun konfor koşullarını sağlamasını da gerektirmektedir. Bir binanın tasarım başarısı, yalnızca fiziksel formunun uygun fonksiyonlar dahilinde şekillendirilmesi ve kullanıcı gereksinimlerini karşılamasıyla değil, aynı zamanda bu binada gerçekleşen eylemlerin de uygun çevresel koşullar altında sağlanmasıyla doğrudan ilişkilidir. Başka bir deyişle, bir binanın başarılı olması, yalnızca mimari tasarım gücünün ve işlevselliğin optimum düzeyde sağlanmasıyla değil, aynı zamanda kullanıcıların o mekânda konforlu, sağlıklı ve verimli bir şekilde zaman geçirebilmesiyle de belirlenir.

Günümüz yapı sektöründe sürdürülebilirlik, enerji verimliliği ve iklimsel uyumluluk gibi konular, sadece mühendislik disiplinlerinin değil, aynı zamanda mimari tasarım sürecini de sınırlayan bir süreç haline gelmiştir. Bu bağlamda mimari tasarım süreci, artık yalnızca biçimsel, işlevsel ve estetik parametreleri barındıran bir faaliyet olmaktan çıkmakta; kullanıcı konforu, enerji tüketimi, çevresel etki gibi ölçülebilir kriterleri de içeren bütüncül bir yaklaşıma evrilmektedir. Binaların iç mekân ısıl konforunun sağlanması amacıyla geliştirilen çözümler çoğunlukla enerji yoğun mekanik sistemlere dayalıdır ve bu da dünya genelindeki toplam enerji tüketiminin yaklaşık %40'ının binalardan kaynaklanmasına yol açmaktadır. Bu noktada, enerji verimliliğini sağlamak için pasif sistemlere dayalı tasarım yaklaşımları ön plana çıkmakta; ancak bu sistemlerin sağlıklı bir şekilde entegre edilebilmesi için yapı fiziğine ve çevresel etkilere dair bilgiye dayalı bir değerlendirme yapılması gerekmektedir.

Literatürde enerji performansı değerlendirmesi büyük oranda bina performans simülasyon (BPS) yazılımları aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. EnergyPlus, TRNSYS ve ESP-r gibi simülasyon araçları, fiziksel ilkelerle donatılmış detaylı modeller kurarak yüksek doğrulukta analizler sunmaktadır. Ancak bu araçların yüksek

hesaplama süreleri, kapsamlı veri girişi ihtiyacı ve mühendislik temelli bilgi gereksinimi, özellikle tasarımın ilk evrelerinde mimarlar tarafından doğrudan kullanılabilirliğini sınırlandırmaktadır. Bunun yanı sıra, bu tür yazılımlar genellikle tekil senaryolar üzerinden çalışmakta ve çok sayıda alternatifin karşılaştırılmasını zorlaştırmaktadır. Mimari tasarım süreci ise doğası gereği hızlı geri bildirimlerle şekillenen, iteratif ve sezgisel bir ilerleme yapısına sahiptir. Tasarımcının, her bir form, yönlenme ya da cephe varyasyonu için simülasyon beklemek zorunda kalması, tasarımı enerji açısından optimize etme fırsatını çoğu zaman ortadan kaldırmaktadır.

Bu nedenle, enerji performansı analizlerinin erken tasarım sürecine uyarlanabilir bir formatta gerçekleştirilmesi, yalnızca teknik değil, aynı zamanda metodolojik bir gereklilik haline gelmiştir. Bu gereklilik literatürde sıklıkla dile getirilmesine rağmen, pratikte çözüm sunabilen sistemlerin sınırlı sayıda olduğu görülmektedir. Yapılan bazı çalışmalarda makine öğrenmesi temelli modeller geliştirilmiş olsa da, bu modellerin çoğu yalnızca algoritmik düzeyde kalmakta ve tasarım sürecine doğrudan entegre edilememektedir. Kullanıcı arayüzü olmayan, BIM platformları ile uyumlu çalışmayan veya parametrik tasarım araçlarına bağlanamayan sistemlerin mimar tarafından doğrudan kullanılması neredeyse imkânsız hale gelmektedir.

Bu tez çalışması, bina enerji performansının erken tasarım aşamasında analiz edilmesini mümkün kılacak veri tabanlı bir yaklaşım geliştirmeyi amaçlamaktadır. Bu doğrultuda çalışma dört temel aşama üzerinden yapılandırılmıştır.

Birinci aşamada, erken tasarım sürecinde enerji tüketimini etkileyen başlıca tasarım parametreleri literatür taraması kapsamında analiz edilmiştir. İç mekân ısıl konforunun sağlanmasında etkili olan bina formu ve geometrik özellikler, enerji tüketimini doğrudan etkileyen başlıca unsurlar olarak öne çıkmıştır. Bu parametrelerin, iklimsel ve malzeme temelli değişkenlere göre daha sezgisel biçimde tanımlandığı, doğrusal olmayan bir yapıya sahip olduğu ve erken tasarım aşamasında ölçülebilir bir değerlendirmeye tabi tutulmasının güç olduğu tespit edilmiştir. Bu bağlamda, bina formunun enerji tüketimi üzerindeki etkilerinin makine öğrenmesi tabanlı yöntemlerle sayısal olarak modellenmesi, çalışmanın temel problemlerinden biri olarak belirlenmiş ve bu alandaki literatür boşluğunu doldurmaya yönelik çözüm yolları araştırılmıştır.

İkinci aşamada, bina enerji performansı değerlendirme yöntemleri ile ilgili mevcut yaklaşımlar sistematik biçimde incelenmiştir. Fiziksel simülasyon temelli yöntemler

(EnergyPlus, TRNSYS, ESP-r gibi BPS araçları) ile veri odaklı yaklaşımlar (makine öğrenmesi, istatistiksel modelleme, vekil modeller) karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Literatürde, fiziksel modellerin yüksek doğrulukta sonuçlar verebildiği ancak uzun hesaplama süreleri, karmaşık giriş parametreleri ve mühendislik bilgisi gereksinimi nedeniyle tasarım sürecine doğrudan entegre edilemediği tespit edilmiştir. Buna karşılık, makine öğrenmesi tabanlı modellerin, yeterli veri seti ile eğitildiklerinde düşük hesaplama maliyetleriyle yüksek doğruluk sağlayabildiği gözlemlenmiştir. Bu bağlamda, veri tabanlı tahmin modellerinin oluşturulabilmesi için gerekli olan veri formatı, boyutu, nitelik sayısı, normalizasyon gereksinimi gibi kriterler belirlenmiş; model eğitimi için en uygun veri yapısı sistematik biçimde tanımlanmıştır.

Üçüncü aşamada, belirlenen yaklaşımlar doğrultusunda yönteme dayalı uygulama geliştirilmiştir. İlk olarak, parametrik tasarım platformu Grasshopper üzerinde, bina geometrisini yüzey esaslı olarak ayrıştıran bir voksel tabanlı ayrıştırma algoritması geliştirilmiştir. Bu algoritma ile her bina modeli, 3x3 m'lik birim hücrelere (voxellere) bölünerek yönlenme, yüzey alanı, hacim ve cephe saydam alanları gibi biçimsel parametreler veri tabanı haline getirilmiştir. Ardından, Pollination Cloud üzerinden çalışan EnergyPlus simülasyon motoru ile 6200 farklı bina varyasyonu ve yaklaşık 986.000 birim hücre için ısıtma ve soğutma yükleri analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, sistematik bir veri seti haline getirilerek Google Colab ortamında CatBoost, Random Forest ve MLP algoritmaları ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Model doğruluk metrikleri karşılaştırılmış; bu süreçte MLP modeli yüksek R^2 (0.99) ve düşük MSE (1.03) değerleriyle en başarılı tahmin modeli olarak belirlenmiştir. Son aşamada, eğitilen modeller. pkl formatında dışa aktarılmış; bu dosyalar Grasshopper ortamında Python betimleri (scriptleri) aracılığıyla çağrılarak Human UI arayüzü ile etkileşimli bir karar destek sistemine dönüştürülmüştür. Böylelikle tasarımcı, bina formunu oluşturduktan sonra tahmini enerji tüketim değerlerine anlık olarak ulaşabilir hale gelmiş ve sistem tasarım sürecine doğrudan entegre edilebilir hale gelmiştir.

Dördüncü ve son aşamada, geliştirilen tahmin modeli, gerçek bina geometrilerine uygulanarak geçerlilik testine tabi tutulmuştur. Bu doğrultuda Emlak Konut projelerinden seçilen 12 adet konut bloğu modeli, sistemde tanımlanarak hem geliştirilen tahmin modeli hem de fiziksel simülasyon yöntemi (Pollination Cloud + EnergyPlus) ile analiz edilmiştir. Karşılaştırma sonucunda tahmin modeli, ısıtma ve

soğutma yüklerinde simülasyon sonuçlarına oldukça yakın değerler üretmiş ve tahmin doğruluk oranı yüksek bulunmuştur. Ayrıca hesaplama süreleri açısından da değerlendirme yapılmış; simülasyonların ortalama 6–8 dakika sürdüğü, oysa tahmin modelinin aynı verileri saniyeler içerisinde sonuçlandırabildiği tespit edilmiştir. Bu fark, erken tasarım sürecinde hızlı geri bildirime duyulan ihtiyacın ne denli kritik olduğunu ve geliştirilen modelin bu ihtiyaca başarılı bir yanıt sunduğunu açık biçimde ortaya koymuştur.

Bu doğrultuda geliştirilen sistem, yalnızca teorik düzeyde kalmayan; tasarımcıların karar alma süreçlerine entegre edilebilecek, hızlı geri bildirim sağlayan ve görsel arayüzler aracılığıyla kullanılabilir hale getirilen bütünleşik bir çözüm sunmuştur. Tezin bu bütüncül yapısı, sadece bir makine öğrenmesi modelinin inşasını değil; aynı zamanda bu modelin parametrik tasarım ortamlarına entegrasyonunu, kullanıcı etkileşimli bir karar destek sistemine dönüştürülmesini ve bina bilgi modellemesi (BIM) altyapısına uyarlanabilirliğini de kapsayan çok boyutlu bir başarıyı temsil etmektedir. Bu bağlamda, çalışmanın başında tanımlanan amaçlara ne ölçüde ulaşıldığını değerlendirmek, hem yapılan katkının sistematik olarak ortaya konması hem de modelin literatürdeki mevcut boşlukları nasıl doldurduğunu açıklamak açısından önem arz etmektedir. Aşağıda her bir amaç için sağlanan ilerleme ve somut çıktılar detaylı biçimde ele alınmıştır.

Amaç 1: : Erken tasarım aşamasında bina enerji tüketimi değerlendirmesinin önemini araştırmak, bina enerji değerlendirme modellerini araştırmak

Bu çalışma kapsamında, erken tasarım aşamasında bina enerji tüketimi değerlendirmesinin önemi kapsamlı biçimde ele alınmış ve bu sürecin tasarım kararları üzerindeki belirleyici etkileri ortaya konmuştur. Literatür taramaları ve kavramsal değerlendirmeler doğrultusunda, bina enerji tüketiminin büyük oranda tasarımın ilk evrelerinde şekillendiği ve bu dönemde alınan form, yönlenme ve hacimsel kararların enerji performansı üzerinde kalıcı etkiler oluşturduğu tespit edilmiştir. Bununla birlikte, mevcut bina enerji değerlendirme yaklaşımlarının çoğunun mühendislik temelli bilgi ve yüksek hesaplama gücü gerektirmesi, mimari tasarım süreçlerinde uygulanabilirliğini sınırlamakta ve bu alanda yeni, entegre yaklaşımlara duyulan ihtiyacı ortaya koymaktadır. Çalışmada yapılan analizler, özellikle erken tasarım aşamasına hitap eden, hızlı geri bildirim sağlayabilen ve tasarımcıların kullanımına

uygun hale getirilebilecek enerji değerlendirme yöntemlerinin geliştirilmesinin, hem mimarlık pratiği hem de sürdürülebilir bina tasarımı açısından büyük bir katkı sağlayacağını göstermiştir. Bu bağlamda, önerilen yaklaşımın, sadece akademik düzeyde değil, mesleki uygulama alanında da önemli bir boşluğu doldurduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Amaç 2: Makine öğrenmesi (ML) tekniklerine odaklanarak bina enerji sayısal modelleme alanındaki gelişmeleri araştırmak ve sentezlemek

Bu amaç doğrultusunda, tezin ikinci ve üçüncü bölümlerinde kapsamlı bir literatür incelemesi gerçekleştirilmiş; bina enerji modellemesi alanında makine öğrenmesi tekniklerinin yükselen önemine odaklanılmıştır. Literatür taraması sürecinde öncelikle erken tasarım aşamasında yapıların enerji tüketimini etkileyen temel fiziksel etkenler ile mimari tasarım kararlarının enerji performansı üzerindeki etkisi değerlendirilmiştir. Bu çerçevede, özellikle mimarların enerji verimliliğini artırmaya yönelik karar alma süreçlerinde yaşadığı zorluklar ve hesaplamalı araçlara olan ihtiyaç vurgulanmıştır. Yapılan incelemeler doğrultusunda bina enerji tüketiminin, bina formu, yönlenme, cephe özellikleri gibi erken tasarım parametrelerinden önemli ölçüde etkilendiği; ancak mevcut simülasyon tabanlı araçların bu süreçte sınırlı destek sunduğu belirlenmiştir.

Sonraki kısımda bina performansı değerlendirme süreçlerinde makine öğrenmesi algoritmalarının nasıl konumlandığı, hangi modellerin yaygın olarak kullanıldığı ve bu modellerin hangi veri yapılarıyla beslendiği gibi sorulara odaklanılarak kapsamlı bir metodolojik analiz yapılmıştır. Bu kapsamda hem Scopus, WoS gibi güvenilir akademik kaynaklar taranmış hem de örnek tezler ve uygulamalar incelenerek bina enerji tahmini konusunda kullanılan veri türleri Random Forest, MLP, CatBoost algoritmalarının başarı ölçütleri sistematik olarak değerlendirilmiştir.

Ayrıca, klasik bina performansı simülasyonu (BPS) araçlarının zaman ve kaynak açısından sahip olduğu dezavantajlar ortaya konmuş ve makine öğrenmesi tekniklerinin bu darboğazı nasıl aşabileceği irdelenmiştir. Bu bağlamda yapılan analizler, bina enerji performansı tahmini gibi karmaşık süreçlerde, makine öğrenmesi algoritmalarının; simülasyon temelli geleneksel yöntemlere göre daha düşük hesaplama süresi, daha hızlı geri bildirim ve yüksek doğruluk oranı gibi avantajlar

sağladığını göstermiştir. Bu tespit, çalışmanın ilerleyen aşamalarında geliştirilecek modelin teorik ve uygulama tabanlı dayanağını güçlendirmiştir.

Bu hedef kapsamında, yalnızca makine öğrenmesi algoritmalarının teknik işleyişi değil, aynı zamanda mimarlık disiplini içindeki yeri, potansiyel katkıları ve entegrasyon süreçleri de kapsamlı şekilde değerlendirilerek, bina enerji performansı alanında ML tabanlı çözüm yaklaşımlarının güncel ve eleştirel bir sentezi ortaya konmuştur.

Amaç 3: Bina enerji uygulamaları için uygun ML tekniklerinin seçimine yönelik bir çerçeve analiz etmek ve önermek.

Bu çalışmada, bina enerji tüketimi tahmini bağlamında en uygun makine öğrenmesi (ML) algoritmalarının belirlenmesine yönelik analitik bir çerçeve oluşturmak hedeflenmiş ve bu doğrultuda kapsamlı bir model karşılaştırması gerçekleştirilmiştir. Makine öğrenmesi algoritmalarının çeşitliliği göz önüne alındığında, farklı problem türleri, veri yapılandırmaları ve tahmin hedefleri için her algoritmanın aynı düzeyde etkin sonuçlar vermediği bilinmektedir. Bu kapsamda, modelin hedef çıktısı olan ısıtma ve soğutma yükleri tahmini için uygunluk kriterleri veri boyutu, doğruluk oranı, genelleme kabiliyeti, eğitim süresi ve hesaplama maliyeti gibi çoklu faktörler üzerinden değerlendirilmiştir. Bu analiz kapsamında CatBoost, Rastgele Orman (Random Forest) ve Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) olmak üzere üç farklı regresyon temelli ML algoritması karşılaştırmalı olarak test edilmiştir.

Yapılan değerlendirmeler sonucunda MLP algoritması, karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri modellemedeki başarısı ve yüksek tahmin doğruluğu ($R^2 = 0.99$, MSE = 1.03) ile en etkin sonuçları vermiştir. Random Forest algoritması ise daha kısa eğitim süresi ve aşırı öğrenmeye karşı dayanıklılığı ile orta düzeyde, ancak dengeli bir performans göstermiştir ($R^2 = 0.96$, MSE = 4.37). CatBoost modeli, özellikle kategorik veri işleme kabiliyeti ve az sayıda hiperparametre ile çalışabilme avantajına sahip olmasına rağmen, bu çalışma bağlamında diğer iki modele kıyasla daha düşük doğruluk sonuçları elde etmiştir. Bununla birlikte, tüm algoritmalar veri setine uygun olacak şekilde optimize edilmiş, hiperparametre seçimleri grid search ve deneysel testler doğrultusunda belirlenmiştir.

Bu amacın gerçekleştirilmesine yönelik olarak, gerçekleştirilen analizler, her makine öğrenmesi algoritmasının veri türüne, problemin karmaşıklığına ve çıktı hassasiyetine

göre farklı avantajlar ve sınırlamalar taşıdığını ortaya koymuş; bu bağlamda bina enerji tahmini uygulamaları için algoritma seçiminin yalnızca doğruluk oranlarına değil, aynı zamanda uygulama bağlamına, tasarım ortamı entegrasyonuna ve işlem süresi gibi performans kriterlerine göre yapılması gerektiğini göstermiştir. Bu çerçevede geliştirilen karşılaştırmalı yaklaşım, benzer çalışmalara algoritma seçiminde metodolojik bir dayanak oluşturmakta ve uygulama alanlarına göre özelleştirilebilir karar destek sistemleri geliştirilmesine katkı sunmaktadır

Amaç 4: Doğru ML tabanlı enerji tahmini modellerinin geliştirilmesi için akıllı bir metodoloji tasarlamak.

Bu çalışmanın önemli hedeflerinden biri de, enerji performansı tahmini için yüksek doğruluklu ve güvenilir makine öğrenmesi modellerinin geliştirilmesini mümkün kılacak bir modelin tasarlanmasıdır. Bu amaç doğrultusunda, Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP, yapay sinir ağları) ve Gradyan Artırılmış Regresyon Ağaçları , CatBoost gibi gelişmiş makine öğrenmesi algoritmaları detaylı biçimde ele alınmış ve bina enerji tüketim tahminlerinde kullanılmıştır. Kullanılan veri setleri, özellik mühendisliği süreçlerinden geçirilerek optimize edilmiş ve tahmin modellerinin performansını artırmak üzere anlamlı hale getirilmiştir.

Veri seti oluşturma aşamasında binaya ait geometrik parametreler (yüzey alanı, hacim, yüzey/hacim oranı, cephe saydam alanları, kat yüksekliği, yönlenme açısı vb.) detaylı biçimde yapılandırılmış ve bu parametrelerin enerji tüketimi üzerindeki etkisini yansıtabilecek biçimde model girişlerine entegre edilmesi sağlanmıştır. MLP modeli için katman sayısı, nöron sayısı, öğrenme oranı ve aktivasyon fonksiyonları sistematik biçimde test edilmiş; CatBoost modeli için iterasyon sayısı, öğrenme oranı ve derinlik parametreleri düzenlenmiştir. Random Forest için ise ağaç sayısı ve maksimum derinlik gibi temel hiper parametreler, modelin aşırı öğrenme göstermeden en uygun genelleme kabiliyetine ulaşmasını sağlayacak şekilde optimize edilmiştir.

Söz konusu modellerin oluşturulma süreci yalnızca veri üzerinde algoritmaların eğitilmesiyle sınırlı kalmamış, aynı zamanda modellerin mimari tasarım süreciyle entegre bir biçimde çalışmasını sağlayacak teknik altyapılar da inşa edilmiştir. Google Colab üzerinde geliştirilen modeller, Python dili aracılığıyla ".pkl" uzantılı olarak dışa

aktarılmış, bu dosyalar daha sonra Grasshopper tasarım platformuna entegre edilerek kullanıcı girdilerine göre gerçek zamanlı tahmin yapabilen sistemler haline getirilmiştir. Bu yapının içerisinde yalnızca model değil, aynı zamanda verilerin eğitim sırasında ölçeklendiği scaler nesneleri de entegre edilmiştir. Böylece, dış ortamdan gelen verilerin modelin ihtiyaç duyduğu ölçeğe göre normalize edilmesi sağlanmış ve tahmin sürecinde güvenilirlik artırılmıştır.

Eğitilen modellerin performansları detaylı şekilde analiz edilmiş ve yüksek doğruluk oranlarına ulaşıldığı görülmüştür. Özellikle MLP algoritması, bina enerji tüketimi tahmininde en başarılı sonuçları vermiş; test verileri üzerinde elde edilen R^2 skoru %99, ortalama karesel hata (MSE) değeri ise yalnızca 1.03 olarak hesaplanmıştır. Bu başarı, modelin hem eğitim hem de test verileri üzerinde genellenebilirlik sağladığını ve erken tasarım aşamasında etkin biçimde kullanılabileceğini ortaya koymaktadır. CatBoost ve Random Forest modelleri de kabul edilebilir düzeyde doğruluk göstermiş, özellikle farklı senaryolarda kıyaslanabilir performans profilleriyle metodolojik çeşitliliğe katkı sağlamıştır.

Bu çalışma kapsamında geliştirilen yöntem, mimarlık pratiğine uygulanabilir, hızlı, doğru ve güvenilir enerji tahmin modellerinin geliştirilmesini mümkün kılan bütünleşik bir yapı sunmuştur. Özellik mühendisliğinden hiper parametre optimizasyonuna, algoritma seçiminden tasarım platformuna entegrasyona kadar tüm bileşenleriyle akıllı ve esnek bir sistem önerilmiştir. Bu sistem, sadece akademik değerlendirmelere değil, aynı zamanda uygulama ortamına da hitap eden güçlü bir yapı olarak enerji verimliliğini odağına alan tasarım kararlarının alınmasına katkı sağlamaktadır. Böylelikle, sadece bir modelleme çabası değil, aynı zamanda enerji odaklı mimari karar destek sistemlerinin geliştirilmesi yönünde bir metodolojik örnek ortaya konmuştur.

Amaç 5: ML modelinin doğruluğunu ve geçerliliğini sağlamak için kapsamlı doğrulama ve validasyon çalışmaları yapmak.

Bu çalışma kapsamında geliştirilen makine öğrenmesi modellerinin yalnızca eğitim verileri üzerinde değil, farklı ve bağımsız örneklem setlerinde de güvenilir şekilde çalışabilmesi amacıyla, kapsamlı bir doğrulama ve geçerlilik (validasyon) süreci yürütülmüştür. Modelin performansının sadece nicel doğruluk değerleriyle değil, aynı

zamanda pratik senaryolardaki kararlılığıyla da değerlendirilmesi hedeflenmiş ve bu doğrultuda her bir algoritmanın test verisi üzerinde tahmin kabiliyeti detaylı olarak analiz edilmiştir. Modellerin doğruluğu için R^2 (açıklayıcılık katsayısı), MSE (Ortalama Karesel Hata) ve MAE (Ortalama Mutlak Hata) gibi çok yönlü başarı ölçütleri kullanılmış; bu metrikler üzerinden modellerin genelleme kabiliyetleri objektif biçimde ortaya konmuştur.

Doğrulama sürecinde özellikle MLP (Çok Katmanlı Algılayıcı) modeli %99 R^2 skoru ve 1.03 MSE değeriyle en başarılı model olarak öne çıkmış; yüksek öğrenme kapasitesi sayesinde karmaşık veri desenlerini yakalama konusunda diğer algoritmalardan ayrışmıştır. Random Forest modeli %96 R^2 ve 4.37 MSE ile güçlü ve dengeli bir performans göstermiş; CatBoost modeli ise 0.93 R^2 değeri ile kabul edilebilir doğruluk seviyelerine ulaşmıştır. Bu karşılaştırmalı validasyon süreci, modelin farklı veri kümelerinde dahi kararlı biçimde çalıştığını göstermiş ve aşırı öğrenme (overfitting) gibi tipik ML problemlerine karşı geliştirilen çözüm stratejilerinin etkili olduğunu kanıtlamıştır.

Ayrıca modellerin doğruluğu yalnızca sayısal metriklerle değil, aynı zamanda bina form parametreleri ile enerji tüketimi arasındaki ilişkilerin doğru şekilde yansıtılıp yansıtılmadığına dair yorumlayıcı analizlerle de test edilmiştir. Modelin çıktıları incelendiğinde; bina yüzey alanının artmasının ısıtma yükünü artırırken soğutma yükü üzerinde farklı etkilere yol açtığı, yönlenmenin güneş kazançları üzerinde belirgin etkiler yarattığı ve cephe saydamlık oranlarının özellikle yaz aylarındaki enerji ihtiyacını şekillendirdiği gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar, modelin fiziksel gerçekliği temsil edebilme yeteneğinin güçlü olduğunu ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak, bu amaç doğrultusunda yürütülen kapsamlı validasyon çalışmaları, geliştirilen makine öğrenmesi modellerinin hem yüksek doğruluk seviyelerine ulaştığını hem de bina tasarım parametreleriyle uyumlu, güvenilir ve genellenebilir çıktılar ürettiğini göstermektedir. Bu yönüyle model, erken tasarım aşamasında alınacak enerji verimliliği odaklı kararların desteklenmesinde etkin bir araç olarak değerlendirilmektedir.

Tez kapsamında yöntem bölümünün ilk kısmında parametrik tasarım platformunda makine öğrenmesi için uygun veri üretimi açısından erken tasarım aşamasında özellikle bina geometrisi ile ilgili özelliklerin uygun bir veri seti durumunda

alınabilmesi için analiz düzlemi oluşturulmuştur. Bu analiz düzlemi aynı zamanda parametrik iklimsel konfor analizi almak adına önemli bir platform oluşturmuştur.

Bu çalışma kapsamında bina erken tasarım aşamasında etkili olan parametreler literatür bölümünde tartışılmıştır. Bina form ve geometrisi ile ilgili etmenler diğer etkenlere göre daha değişken analitik olmayan bir düzeleme sahip olduğu görülmüştür.

Gelecek çalışmalar için aşağıdaki önerilerde bulunulmuştur.

- Bu çalışmada kullanılan veri seti belirli bir iklimsel bölgeye odaklanmıştır. Farklı iklim bölgeleri için ayrı modellerin eğitilmesi ve bölgesel etkenlerin performans üzerindeki etkisinin test edilmesi, modelin genelleştirilebilirliğini daha da artıracaktır.
- Mevcut model, büyük oranda geometrik ve biçimsel parametrelere dayalıdır. Enerji tüketimi üzerinde önemli etkileri olan malzeme özellikleri, yalıtım düzeyleri ve ısıl kütle gibi fiziksel parametreler de ileriki çalışmalarda veri setine dahil edilerek modelin kapsamı genişletilebilir.
- Geliştirilen tahmin modeli, ısıtma ve soğutma yükü çıktı tahmini üzerine odaklanmıştır. Gelecekte bu yapının çok hedefli tasarım optimizasyon araçlarıyla entegre edilmesi hem enerji hem de günışığı, maliyet veya karbon salımı gibi farklı performans kriterlerinin eş zamanlı değerlendirilmesine imkân verecektir.
- Gelecek çalışmalarda farklı platformlar üzerinden kullanıcı arayüzü geliştirilerek, daha sezgisel ve kullanıcı dostu hale getirilebilir. Tasarımcının doğrudan form modellemesi sırasında enerji geri bildirimi alabileceği görsel analiz panelleri, modelin etkileşimli kullanımını güçlendirebilir.
- Modelin akademik ortam dışında, mimari tasarım süreçlerinde sektör paydaşları tarafından pilot olarak uygulanması hem doğruluk düzeyinin test edilmesi hem de profesyonel geri bildirimlerin alınması açısından değerli olacaktır.
- Geliştirilen modelin erken tasarım aşamasında enerji performansı ve termal konforun öngörülmesine yönelik sunduğu karar destek potansiyeli, yeşil bina sertifikasyon sistemleriyle entegre edilerek daha kapsamlı bir değerlendirme aracı haline getirilebilir. Özellikle BREEAM, LEED, DGNB ve YES-TR gibi sürdürülebilirlik odaklı sertifikasyon sistemlerinin enerji ve konfor kriterleri, modelin değerlendirme çıktıları ile ilişkilendirilebilir.

- Modelin BIM yazılımlarıyla çift yönlü veri alışverişine dayalı biçimde entegre edilmesi, çok disiplinli projelerde kullanılabilirliğini artıracaktır. Bu kapsamda IFC veri yapılarıyla uyumlu hale getirilebilir.
- Değerlendirme modeli olarak geliştirilen enerji tahmin modeli, farklı makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmaları ile genişletilerek karar destek modeline çevrilebilir.

KAYNAKÇA

Abdou, N., El Mghouchi, Y., Jraida, K., Hamdaoui, S., Hajou, A., & Mouqallid, M. (2022). Prediction and optimization of heating and cooling loads for low energy buildings in Morocco: An application of hybrid machine learning methods. *Journal of Building Engineering*, *61*. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.105332

Afzal, S., Shokri, A., Ziapour, B. M., Shakibi, H., & Sobhani, B. (2024). Building energy consumption prediction and optimization using different neural network-assisted models; comparison of different networks and optimization algorithms. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *127*. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107356

Ahmad, A. S., Hassan, M. Y., Abdullah, M. P., Rahman, H. A., Hussin, F., Abdullah, H., & Saidur, R. (2014). A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *33*, 102–109. https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.069

Al-Masrani, S. M., & Al-Obaidi, K. M. (2019). Dynamic shading systems: A review of design parameters, platforms and evaluation strategies. *Automation in Construction*, *102*(January), 195–216. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.01.014

Al-Rakhami, M., Gumaei, A., Alsanad, A., Alamri, A., & Hassan, M. M. (2019). An Ensemble Learning Approach for Accurate Energy Load Prediction in Residential Buildings. *IEEE Access*, *7*, 48328–48338. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909470

Alammar, A. (2022). *Investigating the Impact of Adaptive Façades on Energy Performance Using Simulation and Machine Learning* (Doktora Tezi). Cardiff University, Welsh school of architecture.

Alawi, O. A., Kamar, H. M., & Yaseen, Z. M. (2024). Optimizing building energy performance predictions: A comparative study of artificial intelligence models. *Journal of Building Engineering*, *88*(April), 109247. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2024.109247

Alexander, C. (1964). Notes on the synthesis of form. Harvard University Press.

ANSI/ASHRAE. (2017). *ANSI/ASHRAE Standard 140-2017 "Standard Method of Test Building Energy Analysis for the Evaluation of Computer Program*s." ASHRAE.

Archea, J., (1987), "Puzzle Making: What Architects Do When No One is Looking", Y. Kalay (ed), Computability of Design, John Wiley & Sons, New York, 37-52.

Archer, B., (1969), “The Structure of the Design Process”, eds: Broadbent, G., Words, A., Design Methods in Architecture, Lund Humphries, London, 76-102.

ASHRAE. (2020). *ANSI/ASHRAE Standard 55-2020 Thermal environmental conditions for human occupancy*. ANSI/ASHRAE Standard - 55 (Vol. 7).

ASHRAE. (2024). *ANSI/ASHRAE Standard 209-2018 Energy Simulation Aided Design for Buildings Except Low-Rise Residential Buildings*. ANSI/ASHRAE Standard - 209 .

Asimow, M. (1962). *Introduction to Design*. Prentice-Hall.

Attanasio, A., Piscitelli, M. S., Chiusano, S., Capozzoli, A., & Cerquitelli, T. (2019). Towards an automated, fast and interpretable estimation model of heating energy demand: A data-driven approach exploiting building energy certificates. *Energies*, *12*(7). https://doi.org/10.3390/en12071273

Attia, S., Gratia, E., De Herde, A., & Hensen, J. L. M. (2012). Simulation-based decision support tool for early stages of zero-energy building design. *Energy and Buildings*, *49*, 2–15. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.01.028

Baird, G., Donn, M. R., Pool, F., Brander, W. D. S., & Seong Aun, C. (2018). Energy performance of buildings. CRC Press.

Banihashemi, S., Tabadkani, A., & Hosseini, M. R. (2017). Modular Coordination-based Generative Algorithm to Optimize Construction Waste. *Procedia Engineering*, *180*, 631–639. https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.04.222

Banko, M., & Brill, E. (2001). *Scaling to very very large corpora for natural language disambiguation*. In Proceedings of the 39th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages 26–33, Toulouse, France. https://doi.org/10.3115/1073012.1073017

Batish, A. & Agrawal, A. (2019, 3-7 September). *Building energy prediction for earlydesign-stage decision support: a review of data-driven techniques*. Building Simulation 2019 Konferansı, Roma.

Behzadi, A., Gram, A., Thorin, E., & Sadrizadeh, S. (2023). A hybrid machine learning-assisted optimization and rule-based energy monitoring of a green concept based on low-temperature heating and high-temperature cooling system. *Journal of Cleaner Production*, *384*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.135535

Berköz, E. (1983). *Güneş Işınımı ve Yapı Dizaynı*. İstanbul Teknik Üniversitesi.

Berköz, E., Küçükdoğu, M., Yılmaz, Z., ve diğerleri, Enerji Etkin Konut ve Yerleşme Tasarımı, TÜBİTAK İNTAG201, İstanbul, 1995.

Binalarda Enerji Performansı Yönetmeliği, 2008, T.C. Resmi Gazete, 27075, 5 Aralık 2008

Blackburn, T. M., & Hawkins, B. A. (2004). Bergmann’s rule and the mammal fauna of northern North America. *Ecography*, *27*(6), 715–724. https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2004.03999.x

Bobenhausen, W. (1994). *Simplified Design of HVAC Systems*. Wiley.

Borgstein, E. H., Lamberts, R., & Hensen, J. L. M. (2016). Evaluating energy performance in non-domestic buildings: A review. *Energy and Buildings*, *128*, 734–755. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.07.018

Bulut, B. (2014). *Yeşil bina sertifika sistemleri: Türkiye için bir sistem önerisi* (Yüksek Lisans Tezi). Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Capeluto, I. G. (2003). Energy performance of the self-shading building envelope. *Energy and Buildings*, *35*(3), 327–336. https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00105-6

Castelli, M., Trujillo, L., Vanneschi, L., & Popovič, A. (2015). Prediction of energy performance of residential buildings: A genetic programming approach. *Energy and Buildings*, *102*, 67 – 74. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.05.013

Chaganti, R., Rustam, F., Daghriri, T., Díez, I. de la T., Mazón, J. L. V., Rodríguez, C. L., & Ashraf, I. (2022). Building Heating and Cooling Load Prediction Using Ensemble Machine Learning Model. *Sensors*, *22*(19), 1–22. https://doi.org/10.3390/s22197692

Chaillou, S. (2022). *Artificial Intelligence and Architecture From Research to Practice*. Birkhäuser.

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, *13-17-Augu*, 785–794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

Cho, J., Lee, K., Shin, E., Choy, G., & Do, S. (2015). *How much data is needed to train a medical image deep learning system to achieve necessary high accuracy?*. ICLR 2016 Conference,May 2 - 4, 2016, Puerto Rico. http://arxiv.org/abs/1511.06348

Chou, J. S., & Bui, D. K. (2014). Modeling heating and cooling loads by artificial intelligence for energy-efficient building design. *Energy and Buildings*, *82*(2014), 437–446. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.07.036

Chu Jiun, N. (2005). *Development of Total Building Perdormance Assesment System for Office Buildings*(Yüksek Lisans). National University of Singapore, Department of Building.

Chartered Institution of Building Services Engineers. (2006). *Environmental design : CIBSE guide A* (7th ed). CIBSE. https://doi.org/10.1016/b978-0-240-81224-3.00016-9

Crawley, D. B., Lawrie, L. K., Winkelmann, F. C., Buhl, W. F., Huang, Y. J., Pedersen, C. O., Strand, R. K., Liesen, R. J., Fisher, D. E., Witte, M. J., & Glazer, J. (2001). EnergyPlus: Creating a new-generation building energy simulation program. *Energy and Buildings*, *33*(4), 319–331. https://doi.org/10.1016/S0378-7788(00)00114-6

D'Amico, A. (2020). *Alternative Models For Bulding Energy Performance Assesment* (Doktora Tezi). Energıa Tecnologıe Dell'ınformazıone, Degli Studi

Di Palermo. https://hdl.handle.net/10447/395388

Danhaive, R. (2020). *Structural Design Synthesis Using Machine Learning* (Doktora Tezi*)*. Building Technology, Massachusetts Institute of Technology, Department of Architecture.

Danhaive, R., & Mueller, C. T. (2021). Design subspace learning: Structural design space exploration using performance-conditioned generative modeling. *Automation in Construction*, *127*, 103664. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103664

Dasi, H., Ying, Z., & Yang, B. (2023). Predicting the consumed heating energy at residential buildings using a combination of categorical boosting (CatBoost) and Meta heuristics algorithms. *Journal of Building Engineering*, *71*(April), 106584. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2023.106584

Del Compo, M., & Leach, N. (2022). Can Machines Hallucinate Architecture? In N. Spiller (Ed.), *Machine Hallucinations, Architecture and Artificial Intelligence*. John Wiley & Sons.

Dogan, T., Reinhart, C., & Michalatos, P. (2016). Autozoner: an algorithm for automatic thermal zoning of buildings with unknown interior space definitions. *Journal of Building Performance Simulation*, *9*(2), 176–189. https://doi.org/10.1080/19401493.2015.1006527

Dong, B., Cao, C., & Lee, S. E. (2005). Applying support vector machines to predict building energy consumption in tropical region. *Energy and Buildings*, *37*(5), 545–553. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2004.09.009

Dörter, H. (1994). *Konutlarda Isıtma Enerjisi Korunumu Amaçlı Mimari Tasarıma Yön Verici İlkelerin ve Çözümlerin Belirlenmesinde Bir Yaklaşım Araştırması* (Doktora Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Douglas, J. (1996). Building performance and its relevance to facilities management. *Facilities*, *14*(3–4), 23–32. https://doi.org/10.1108/02632779610112508

Duarte, G. R., Fonseca, L. G. da, Goliatt, P. V. Z. C., & Lemonge, A. C. de C. (2017). Comparison of machine learning techniques for predicting energy loads in buildings. *Ambiente Construído*, *17*(3), 103–115. http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1678-86212017000300103&lng=pt&tlng=pt

Eisenhower, B., O'Neill, Z., Narayanan, S., Fonoberov, V. A., & Mezić, I. (2012). A methodology for meta-model based optimization in building energy models. *Energy and Buildings*, *47*, 292–301. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.12.001

Ellis, P. G., Torcellini, P. A., & Crawley, D. B. (2007). Simulation of energy management systems in energyplus. *IBPSA 2007 - International Building Performance Simulation Association 2007*, *September 2007*, 1346–1353.

Fard, R. H., & Hosseini, S. (2022). Machine Learning algorithms for prediction of energy consumption and IoT modeling in complex networks. *Microprocessors and Microsystems*, *89*(December 2021), 104423. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2021.104423

Fenger, P. O. (1970). *Thermal Comfort: Analysis and Applications in Environmental Engineering*. Danısh Technıcal Press.

Forghani, Y., & Yazdi, H. S. (2014). Robust support vector machine-trained fuzzy system. *Neural Networks*, *50*, 154–165. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2013.11.013

Foucquier, A., Robert, S., Suard, F., Stéphan, L., & Jay, A. (2013). State of the art in building modelling and energy performances prediction: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *23*, 272 – 288. https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.004

Galanos, T., Liapis, A., & Yannakakis, G. N. (2023). Architext: Language-Driven Generative Architecture Design. *Computation and Language*. http://arxiv.org/abs/2303.07519

Georgiou, G. S., Christodoulides, P., & Kalogirou, S. A. (2018). Implementing artificial neural networks in energy building applications - A review. *2018 IEEE International Energy Conference, ENERGYCON 2018*, 1–6. https://doi.org/10.1109/ENERGYCON.2018.8398847

Ghasemkhani, B., Yilmaz, R., Birant, D., & Kut, R. A. (2022). Machine Learning Models for the Prediction of Energy Consumption Based on Cooling and Heating Loads in Internet-of-Things-Based Smart Buildings. *Symmetry*, *14*(8). https://doi.org/10.3390/sym14081553

Givoni, B. (1976). *Man climate and argiiitegturk*. Applied Science Publishers Ltd.

Goel, V., & Pirolli, P. (1992). The structure of design problem spaces. *Cognitive Science*, *16*(3), 395–429. https://doi.org/10.1016/0364-0213(92)90038-V

Goldstein, R., Breslav, S., & Khan, A. (2014). Towards Voxel-Based Algorithms for Building Performance Simulation. *IBPSA-Canada ESim ConferenceAt: Ottawa, ON, Canada*, *Molloy*, 887–900.

Goyal, M., & Pandey, M. (2021). A Systematic Analysis for Energy Performance Predictions in Residential Buildings Using Ensemble Learning. *Arabian Journal for Science and Engineering*, *46*(4), 3155 – 3168. https://doi.org/10.1007/s13369-020-05069-2

Güzer, C. A., Kahraman, İ., Kanan, N. Ö., Tombak, E., & Gül, K. (2016). Bütünleşik Bina Tasarımı Yaklaşımı Türkiye Ortamı ve Koşullarına Uyarlama Raporu. *T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı*, www.yegm.gov.tr

Hajtmanek, R., Morgenstein, P., Hubinský, T., Legény, J., & Špaček, R. (2023). Determination of Solar-Surface-Area-to-Volume Ratio: Early Design Stage Solar Performance Assessment of Buildings. *Buildings*, *13*(2). https://doi.org/10.3390/buildings13020296

Hamel, R. (1990), Over Het Denken van de Architecteen Cognitief Psychologische Beschrijving van het Onwerpprocess bij Architecten, AHA Books, Amsterdam

Han, T., Huang, Q., Zhang, A., & Zhang, Q. (2018). Simulation-based decision support tools in the early design stages of a green building-A review. *Sustainability (Switzerland)*, *10*(10). https://doi.org/10.3390/su10103696

Havaeji, S., Ghanizadeh Anganeh, P., Torbat Esfahani, M., Rezaeihezaveh, R., & Rezaei Moghadam, A. (2024). A comparative analysis of machine learning techniques for building cooling load prediction. *Journal of Building Pathology and Rehabilitation*, *9*(2), 1–13. https://doi.org/10.1007/s41024-024-00466-8

Hestness, J., Narang, S., Ardalani, N., Diamos, G., Jun, H., Kianinejad, H., Patwary, M. M. A., Yang, Y., & Zhou, Y. (2017). *Deep Learning Scaling is Predictable, Empirically*. 1–19. http://arxiv.org/abs/1712.00409

Hirsch, J. J., Gates, S. D., Criswell, S. A., Addison, M. S., Hirsch, J. J., Winkelmann, F. C., Buhl, W. F., & Ellington, K. L. (1998). *The New Generation in DOE-2 Building Energy Analysis*. 1–11.

Hollberg, A., Lichtenheld, T., Klüber, N., & Ruth, J. (2018). Parametric real-time energy analysis in early design stages: a method for residential buildings in Germany. *Energy, Ecology and Environment*, *3*(1), 13–23. https://doi.org/10.1007/s40974-017-0056-9

Hosamo, H. H., Tingstveit, M. S., Nielsen, H. K., Svennevig, P. R., & Svidt, K. (2022). Multiobjective optimization of building energy consumption and thermal comfort based on integrated BIM framework with machine learning-NSGA II. *Energy and Buildings*, *277*. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112479

Hygh, J. S., DeCarolis, J. F., Hill, D. B., & Ranji Ranjithan, S. (2012a). Multivariate regression as an energy assessment tool in early building design. *Building and Environment*, *57*, 165–175. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.04.021

Hygh, J. S., DeCarolis, J. F., Hill, D. B., & Ranji Ranjithan, S. (2012b). Multivariate regression as an energy assessment tool in early building design. *Building and Environment*, *57*, 165–175. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.04.021

IEA. (2017). International Energy Agency (IEA) Global Status Report 2017. *International Energy Agency*.

İşeri, O. K., & Dursun, O. (2022). The Impacts of Early Architectural Design Decisions on Building Performance. *International Journal of Digital Innovation in the Built Environment*, *11*(2), 1–21. https://doi.org/10.4018/ijdibe.301245

Jaffal, I., & Inard, C. (2017). A metamodel for building energy performance. *Energy and Buildings*, *151*, 501–510. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.06.072

James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2021). *An Introduction to Statistical Learning*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-38747-0_10

Javanroodi, K., Nik, V. M., & Mahdavinejad, M. (2019). A novel design-based optimization framework for enhancing the energy efficiency of high-rise office buildings in urban areas. *Sustainable Cities and Society*, *49*(May), 101597. https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101597

Jihad, A. S., & Tahiri, M. (2018). Forecasting the heating and cooling load of residential buildings by using a learning algorithm “gradient descent”, Morocco. *Case Studies in Thermal Engineering*, *12*(February), 85–93. https://doi.org/10.1016/j.csite.2018.03.006

Jones, N., McCrone, C., Walter, B., Pratt, K., & Greenberg, D. (2013). Automated Translation and Thermal Zoning of Digital. *Proceedings of BS2013: 13th Conference of International Building Performance Simulation Association, Chambéry, France, August 26-28*, 202–209.

Karasu, E. (2023). *Sürdürülebilir yeşil bina sertifika sistemleri kapsamında geliştirilecek iyileştirmelerin bina enerji performansına etkisi: Babaeski Bahçekent konutları örneği* (Yüksek Lisans Tezi). Trakya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Edirne.

Kelly, T., Guerrero, P., Steed, A., Wonka, P., & Mitra, N. J. (2018). Frankengan: Guided detail synthesis for building mass models using style-synchonized GANs. *SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers, SIGGRAPH Asia 2018*. https://doi.org/10.1145/3272127.3275065

Khalil, A., Lila, A. M. H., & Ashraf, N. (2023). Optimization and Prediction of Different Building Forms for Thermal Energy Performance in the Hot Climate of Cairo Using Genetic Algorithm and Machine Learning. *Computation*, *11*(10). https://doi.org/10.3390/computation11100192

Kısa Ovalı, P. (2009). *Türkiye iklim bölgeleri bağlamında ekolojik tasarım ölçütleri sistematiğinin oluşturulması- Kayaköy yerleşmesinde örneklenmesi* (Doktora Tezi). Trakya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Knowles, R. L. (1975). *Energy and form: an ecological approach to urban growth*. MIT Press.

Konis, K., Gamas, A., & Kensek, K. (2016). Passive performance and building form: An optimization framework for early-stage design support. *Solar Energy*, *125*, 161–179. https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.12.020

Košir, M. (2019). Climate Adaptability of Buildings: Bioclimatic Design in the Light of Climate Change. *Climate Adaptability of Buildings: Bioclimatic Design in the Light of Climate Change*. Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-3-030-18456-8

Lawson, B. (1980). *How Designers Think*. Oxford, Elsevier. https://doi.org/10.1080/23257962.2017.1360764

Le, L. T., Nguyen, H., Dou, J., & Zhou, J. (2019). A comparative study of PSO-ANN, GA-ANN, ICA-ANN, and ABC-ANN in estimating the heating load of buildings' energy efficiency for smart city planning. *Applied Sciences*, *9*(13). https://doi.org/10.3390/app9132630

Leaman, A., & Bordass, B. (1993). Building Design, Complexity and Manageability. *Facilities*, *11*(9), 16–27. https://doi.org/10.1108/EUM0000000002256

Lemke, C. R. (2009). *ArchitekturForm & SolarEnergie*(Doktora Tezi). Technischen Universität Hamburg.

Li, C., & Chen, Y. (2024). Modeling and optimization method for building energy performance in the design stage. *Journal of Building Engineering*, *87*(February), 109019. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2024.109019

Li, X., Liu, S., Zhao, L., Meng, X., & Fang, Y. (2022). An integrated building energy

performance evaluation method: From parametric modeling to GA-NN based energy consumption prediction modeling. *Journal of Building Engineering*, *45*(2), 103571. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103571

Li, Z., Dai, J., Chen, H., & Lin, B. (2019). An ANN-based fast building energy consumption prediction method for complex architectural form at the early design stage. *Building Simulation*, *12*(4), 665 – 681. https://doi.org/10.1007/s12273-019-0538-0

Liu, R., Fang, T., Cui, Y., & Wang, Y. (2024). Controllable cross-building multi-objective optimisation for NZEBs: A framework Utilising parametric generation and intelligent algorithms. *Applied Energy*, *374*(July), 124003. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.124003

Mahdavi, A., Brahme, R., & Mathew, P. (1996). The "LEK"-concept and its applicability for the energy analysis of commercial buildings. *Building and Environment*, *31*(5), 409–415. https://doi.org/10.1016/0360-1323(96)00015-7

Mahdavi, A., Gurtekin, B. (2002). Shapes, Numbers, Perception: Aspects and Dimensions of the Design-Performance Space. Design and Decision Support Systems *Conference Proceedings; Architecture. Ellecom* (Netherlands).

Maile, T., O'Donnell, J., Bazjanac, V., & Rose, C. (2013). BIM-Geometry Modelling Guidelines For Building Energy Performance Simulation. *Proceedings of BS2013: 13th Conference of International Building Performance Simulation Association, Chambéry, France, August 26-28*, 1642–1648.

Manioğlu, G. (2002). *Isıtmada Enerji Ekonomisi Ve Yaşam Dönemi Maliyeti Açısından Uygun Bina Kabuğu Ve İşletme Biçimi Seçeneğinin Belirlenmesinde Kullanılabilecek Bir Yaklaşım* (Doktora Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Markus, T. (1969). The role of building performance measurement and appraisal in design method. *Design Methods in Architecture*. Lund Humphries.

Markus T.A., P.Whyman, J. Morgan, D. Whitton, T. Maver, D. Canter, J. Fleming. (1972). *Building Performance*. John Wiley & Sons, Inc.

Massafra, A., Jabi, W., & Gulli, R. (2024). Topological BIM for building performance management. *Automation in Construction*, *166*(July), 105628. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105628

Maver, T. (1968). Appraisal in the building design process. *Emerging Methods in Environmental Design and Planning*. MIT Press.

Mcdowall, R. (2007). *Fundamentals of HVAC Systems*. Elsevier Science.

Mehrotra, A., & Yi, H. (2023). Effect of adaptive intelligent sampling and machine-learning emulators in surrogate energy modeling of architectural massing. *Journal of Building Engineering*, *72*(April), 106614. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2023.106614

Melo, A. P., Versage, R. S., Sawaya, G., & Lamberts, R. (2016a). A novel surrogate model to support building energy labelling system: A new approach to assess cooling energy demand in commercial buildings. *Energy and Buildings*, *131*,

233 – 247. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.09.033

Melo, A. P., Versage, R. S., Sawaya, G., & Lamberts, R. (2016b). A novel surrogate model to support building energy labelling system: A new approach to assess cooling energy demand in commercial buildings. *Energy and Buildings*, *131*, 233–247. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.09.033

Mıhlayanlar, E., & Meral, S. (2023). Mevcut binalarda enerji verimli yenileme ve EKB uygulaması. *Kırklareli Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi, 9*(2), 478–497. https://doi.org/10.34186/ktujes.1379762

Moayedi, H., Bui, D. T., Dounis, A., Lyu, Z., & Foong, L. K. (2019). Predicting heating load in energy-efficient buildings through machine learning techniques. *Applied Sciences (Switzerland)*, *9*(20). https://doi.org/10.3390/app9204338

Moayedi, H., & Mosavi, A. (2021). Double-target based neural networks in predicting energy consumption in residential buildings. *Energies*, *14*(5). https://doi.org/10.3390/en14051331

Moradzadeh, A., Mohammadi-Ivatloo, B., Abapour, M., Anvari-Moghaddam, A., & Roy, S. S. (2022). Heating and Cooling Loads Forecasting for Residential Buildings Based on Hybrid Machine Learning Applications: A Comprehensive Review and Comparative Analysis. In *IEEE Access* (Vol. 10, pp. 2196–2215). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3136091

Nalbant, A. E. (2020). *Yapı Bilgi Modelleme'nin Erken Evre Mimari Tasarım Sürecindeki Yeri : Vaka Çalışmaları* (Yüksek Lisans Tezi). Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Nassif, N. (2013). Single and multivariate regression models for estimating monthly energy consumption in schools in hot and humid climates. *Energy Engineering: Journal of the Association of Energy Engineering*, *110*(5), 33–54. https://doi.org/10.1080/01998595.2013.10750242

Olgyay, V. (1963). *Design With Climate*. Princeton University Press.

Oruç, Ş. E. (2015). *Diyarbakır ili kırsal mimari çeşitliliğinin iklimsel konfor ve enerji etkinliği açısından değerlendirilimesi* (Doktora Tezi). Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Ostergard, T., Jensen, R. L., & Maagaard, S. E. (2016). Building simulations supporting decision making in early design - A review. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 61, pp. 187–201). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.045

Ostergard, T., Jensen, R. L., & Maagaard, S. E. (2018). A comparison of six metamodeling techniques applied to building performance simulations. *Applied Energy*, *211*(August 2017), 89–103. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.102

Özdemir, B. B. (2005). *Sürdürülebilir Çevre İçin Binalarin Enerji Etkin Pasif Sistemler Olarak Tasarlanması* (Doktora Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Pachauri, N., & Ahn, C. W. (2022). Regression tree ensemble learning-based prediction of the heating and cooling loads of residential buildings. *Building Simulation*, *15*(11), 2003–2017. https://doi.org/10.1007/s12273-022-0908-x

Pan, Y., & Zhang, L. (2020). Data-driven estimation of building energy consumption with multi-source heterogeneous data. *Applied Energy*, *268*(February), 114965. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.114965

Pedersen, L., Stang, J., & Ulseth, R. (2008). Load prediction method for heat and electricity demand in buildings for the purpose of planning for mixed energy distribution systems. *Energy and Buildings*, *40*(7), 1124 – 1134. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.10.014

Peker, M., Özkaraca, O., & Kesimal, B. (2017). Enerji Tasarruflu Bina Tasarımı İçin Isıtma ve Soğutma Yüklerini Regresyon Tabanlı Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Modelleme. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 443–449. https://doi.org/10.17671/gazibtd.310154

Goretzki, P. (1993). *Passive Sonnenenergienutzung in der Bauleitplanung: Entwicklung einer computerunterstützten Methode zur quantitativen solarenergetischen Bewertung und Modifizierung von Bebauungs- und Flächennutzungsplänen* (Doktora Tezi). Institut für Bauökonomie der Universität Stuttgart. https://d-nb.info/942147170

Pınar, C. (2019). *Devletin Konut Sektörüne Müdahalesinin Emlak Konut Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı Üzerinden İncelenmesi* (Yüksek Lisans Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Plimmer, B., & Apperley, M. (2002). Computer-aided sketching to capture preliminary design. *Australian Computer Science Communications*, *24*(4), 9–12. https://doi.org/10.1145/563997.563987

Qiao, Q. (2022). *Development of a Holistic Machine Learning-Based Approach for Building Energy Consumption Prediction under Limited Data Conditions* (Doktora Tezi*)*. University of Manchester, Department of Mechanical, Aerospace & Civil Engineering.

RIBA. (2020). *RIBA Architect's Handbook of Practice Management*.Londra, RIBA Publishing, Taylor & Francis.

Roozenburg, N. F. M., & Eekels, J. (2011). *Product Design: Fundamental and Methods. 2 Edition, John Wiley& Sons Ltd., Chichester.*.

Rowe, G. P., (1987), Design Thinking, The MIT Press, Massachusetts.

Roudsari, M. S., & Pak, M. (2013). Ladybug: A parametric environmental plugin for grasshopper to help designers create an environmentally-conscious design. *Proceedings of BS 2013: 13th Conference of the International Building Performance Simulation Association*, 3128–3135. https://doi.org/10.26868/25222708.2013.2499

Salami, B. A., Abba, S. I., Adewumi, A. A., Dodo, U. A., Otukogbe, G. K., & Oyedele, L. O. (2023a). Building energy loads prediction using bayesian-based metaheuristic optimized-explainable tree-based model. *Case Studies in Construction Materials*, *19*(September), e02676.

https://doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e02676

Salami, B. A., Abba, S. I., Adewumi, A. A., Dodo, U. A., Otukogbe, G. K., & Oyedele, L. O. (2023b). Building energy loads prediction using bayesian-based metaheuristic optimized-explainable tree-based model. *Case Studies in Construction Materials*, *19*. https://doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e02676

Sangireddy, S. A. R., Bhatia, A., & Garg, V. (2019a). Development of a surrogate model by extracting top characteristic feature vectors for building energy prediction. *Journal of Building Engineering*, *23*, 38 – 52. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2018.12.018

Sangireddy, S. A. R., Bhatia, A., & Garg, V. (2019b). Development of a surrogate model by extracting top characteristic feature vectors for building energy prediction. *Journal of Building Engineering*, *23*(May 2018), 38–52. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2018.12.018

Şerefhanoğlu, M. (1981). Yapılarda Isısal Konfor ve Cam Yüzeyler. In *İstanbul Devlet Mühendislik ve Mimarlık Akademisi Mimarlık Fakültesi Yapı Fizigi Kürsüsü Yayınları*. İstanbul Devlet Mühendislik ve Mimarlık Akademisi Yapı Fiziği Kürsüsü Yayınları.

Seyedzadeh, S. (2020). *Modelling Non-Domestic Buildings Energy Performance Using Machine Learning Methods: A Case Study of the UK* (Doktora Tezi). Department of Architecture, University of Strathclyde, Glasgow.

Seyedzadeh, S., Pour Rahimian, F., Rastogi, P., & Glesk, I. (2019). Tuning machine learning models for prediction of building energy loads. *Sustainable Cities and Society*, *47*(September 2018), 101484.https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101484

Shin, M., Baltazar, J.-C., Yan, W., & Pate, M. B. (2018). *Development Of A Procedure For Automatıng Thermal Zonıng For Buildıng Energy Sımulatıon* (Doktora Tezi). Texas A&M University.

Simon, H.A., (1975), "Style in Design", J. Archea, C. Eastman , Proceedings of the 2nd Annual Environmental Design Research Association Conference, 1-10.

Singh, M. M. (2022). *Early-stage design support combining machine learning and building information modelling* (Doktora Tezi), KU Leuven. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104147

Soysal, S. (2008). *Konut Binalarında Tasarım Parametreleri ile Enerji Tüketim İlişkisi* (Yüksek Lisans Tezi). Gazi Üniversitesi , Fen Bilimleri Enstitüsü

Sun, W., & Liu, M. (2016). Prediction and analysis of the three major industries and residential consumption CO2 emissions based on least squares support vector machine in China. *Journal of Cleaner Production*, *122*, 144–153. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.02.053

Swan, L. G., & Ugursal, V. I. (2009). Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *13*(8), 1819–1835. https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.033

Szokolay, S. (2012). Introduction to Architectural Science. Routledge, Londra. https://doi.org/10.4324/9780080473130

Talami, R. (2022). *The sequential design optimization of building performance* (Doktora Tezi). Loughborough University. https://doi.org/10.26174/thesis.lboro.21547701.v1

Tang, R., & Zhang, X. (2020). CART Decision Tree Combined with Boruta Feature Selection for Medical Data Classification. *2020 5th IEEE International Conference on Big Data Analytics, ICBDA 2020*, 80–84. https://doi.org/10.1109/ICBDA49040.2020.9101199

Taştemir, İ. A. (2020). *Farklı İklim Bölgelerinde Yapi Kabuğunda Isıl Kütlenin Bina Enerji Etkinliğine Ve Isıl Konforuna Olan Etkisi* (Yüksek Lisans Tezi). Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

T.C. Çevre Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı, 2023b. Binalar ile Yerleşmeler için Yeşil Sertifika Yönetmeliği. https://meslekihizmetler.csb.gov.tr/binalar-ile-yerlesmeler-icin-yesil-sertifika-yonetmeligi-haber-272022 (Son erişim 21.04.2025)

Truong, L. H. M., Chow, K. H. K., Luevisadpaibul, R., Thirunavukkarasu, G. S., Seyedmahmoudian, M., Horan, B., Mekhilef, S., & Stojcevski, A. (2021). Accurate prediction of hourly energy consumption in a residential building based on the occupancy rate using machine learning approaches. *Applied Sciences (Switzerland)*, *11*(5), 1 – 19. https://doi.org/10.3390/app11052229

Tsanas, A., & Xifara, A. (2012). Accurate quantitative estimation of energy performance of residential buildings using statistical machine learning tools. *Energy and Buildings*, *49*, 560 – 567. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.03.003

Tso, G. K. F., & Yau, K. K. W. (2007). Predicting electricity energy consumption: A comparison of regression analysis, decision tree and neural networks. *Energy*, *32*(9), 1761–1768. https://doi.org/10.1016/j.energy.2006.11.010

Türkyılmaz, Ç. C. (2010). *Mimari Tasarım Eğitiminde Erken Tasarım Evresinde Bilginin Dönüşümünün İrdelenmesi ve Bir Model Önerisi* (Doktora Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Van Bakel, A.P.M., (1995), *Styles of Architectural Designing: Empirical Research on Working Styles and Personality Dispositions*, Doktora Tezi, Eindhoven Teknik Üniversitesi.

Van Der Voordt, T. J. M., & Van Wegen, H. B. R. (2007). Architecture in use: An introduction to the programming, design and evaluation of buildings. *Architecture in Use: An Introduction to the Programming, Design and Evaluation of Buildings*, 1–238. https://doi.org/10.4324/9780080490472

Van Gelder, L., Janssen, H., & Roels, S. (2013). Metamodelling in robust low-energy dwelling design. *2nd Central European Symposium on Building Physics, September 9-11*, 93–99.

Vapnik, V. N. (2000). *Statistics for Engineering and Information Science) Vladimir N. Vapnik - The Nature of Statistical Learning Theory-Springer (2000).pdf*.

Wang, Z., & Srinivasan, R. S. (2017). A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 75, pp. 796–808). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.10.079

Yan, H., Yan, K., & Ji, G. (2022). Optimization and prediction in the early design stage of office buildings using genetic and XGBoost algorithms. *Building and Environment*, *218*. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109081

Yan, Z., Zhu, X., Wang, X., Ye, Z., Guo, F., Xie, L., & Zhang, G. (2023a). A multi-energy load prediction of a building using the multi-layer perceptron neural network method with different optimization algorithms. *Energy Exploration and Exploitation*, *41*(1), 273–305. https://doi.org/10.1177/01445987221112250

Yan, Z., Zhu, X., Wang, X., Ye, Z., Guo, F., Xie, L., & Zhang, G. (2023b). A multi-energy load prediction of a building using the multi-layer perceptron neural network method with different optimization algorithms. *Energy Exploration and Exploitation*, *41*(1), 273 – 305. https://doi.org/10.1177/01445987221112250

Yaşa, E. (2010). *Avlulu Bina Biçiminin Farklı İklim Bölgelerinde İklimsel Performansa Göre Optimizasyonu İçin Geliştirilen Bir Yöntem* (Doktora Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Yildiz, B., Bilbao, J. I., & Sproul, A. B. (2017). A review and analysis of regression and machine learning models on commercial building electricity load forecasting. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *73*(February), 1104–1122. https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.02.023

Yılmaz, D. (2022). *Prediction of Energy Performance Gap in Buildings With Machine Learning Algorithms* (Doktora Tezi). Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Yılmaz, D., Tanyer, A. M., & Toker, I. D. (2023). A data-driven energy performance gap prediction model using machine learning. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *181*(May). https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113318

Yılmaz, Z. (1988). *Yeni Toplu Konutların Kullanıcı Konforu Açısından Isısal Performanslarının Değerlendirilmesi,* TUBİTAK, Proje no: 716.

Yüceer, S. N. (2015). *Yapıda çevre ve enerji*. Nobel.

Yüksel, E. (2020). *Binalarda Cephe Eğiminin Enerji Yükleri Üzerindeki Etkisinin Değerlendirilmesi* (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Zhao, H.-X., & Magoulès, F. (2012). A review on the prediction of building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *16*(6), 3586 – 3592. https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.049

Zhu, S., Ma, C., Zhang, Y., & Xiang, K. (2021). A hybrid metamodel-based method for quick energy prediction in the early design stage. *Journal of Cleaner Production*, *320*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128825

Zorer, G. (1995). *Derslerde edilgen sistemle ısısal konforun sağlanmasında tasar ölçütü olarak bir değerlendirme yöntemi oluşturulması* (Doktora Tezi). Yıldız

Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Zorer, G. (2018). *Isısal Konfor Dersi Ders Notları.* Yıldız Teknik Üniversitesi, Yapı Fiziği Programı.

Zorn, M., Catunda, N., Claus, L., Kobylinska, N., Frey, M., & Wortmann, T. (2022). Replacing energy simulations with surrogate models for design space exploration. *Bauphysik*, *44*(6), 311–316. https://doi.org/10.1002/bapi.202200034

Url-2 <https://historykon.pl/frank-rosenblatt-pionier-ai/> Erişim Tarihi: 17.09.2024

Url-3 < https://towardsdatascience.com/gan-loci-e2bbd1b4926f> Erişim tarihi: 23.09.2024.

Url-4 < https://blogs.nvidia.com/blog/gaugan-photorealistic-landscapes-nvidia-research/ > Erişim Tarihi: 25.09.2024

Url-5 <https://www.covearchitecture.com/ > Erişim Tarihi: 21.09.2024

Url-5 < https://architext.design/> Erişim Tarihi: 25.09.2024

Url-6 <https://www.archdaily.com/974602/solution-generation-cloud-based-editing-automatic-drawing-the-junior-ai-assistant-for-architects> Erişim Tarihi: 18.09.2024

Url-7 < https://spacio.ai/> Erişim Tarihi: 23.08.2024

Url-8 < https://www.autodesk.com/eu/campaigns/spacemaker> Erişim Tarihi: 23.08.2024

Url-9 https://www.autodesk.com/tr/products/forma/overview Erişim Tarihi: 27.08.2024

Url-11 < https://energy-models.com/forum/energy-modeling-software> , Erişim Tarihi: 13.10.2024

Url-12 < https://www.emlakkonut.com.tr/tr-TR/> , Erişim Tarihi: 10.02.2025

ÖZGEÇMİŞ

İbrahim Agah TAŞTEMİR

Yüksek Mimar

EĞİTİM

Lisans: 2012 – 2014, Uluslararası Saraybosna Üniversitesi, Mühendislik ve Doğra Bilimleri Fakültesi, Mimarlık Bölümü.

Lisans: 2014 – 2017, İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi, Mühendislik ve Doğra Bilimleri Fakültesi, Mimarlık Bölümü.

Yüksek Lisans: 2017 – 2020, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Mimarlık Bölümü, Yapı Bilgisi Anabilim Dalı, Yapı Fiziği ve Malzemesi Programı.

Doktora: 2020 – 2025, İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Mimarlık Doktora Programı

AKADEMİK DENEYİM

2016 – 2023 Araştırma Görevlisi, Proje Yürütücüsü, Mimari Proje 1, 2, 3, Fiziksel Çevre Kontrolü-I, Fiziksel Çevre Kontrolü-II dersleri. İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İç Mimarlık ve Çevre Tasarımı Bölümü

2016 – 2023 Proje Yürütücüsü, Mimarlık Projeleri 1, 2, 3, Fiziksel Çevre Kontrolü, İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Mimarlık Bölümü

YAYINLAR, SUNUMLAR ve PATENTLER

Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler:

1. Taştemir İbrahim Agah, Köymen Erdem, Yaşa Enes (2024). A geometry-based decomposition method for energy prediction in early design stages of residential buildings. Open House International, Doi: 10.1108/ohi-05-2024-0178 (Yayın No: 9268584)

2. Yalçın Koçak Nur Sümeyye,Taştemir İbrahim Agah,Köymen Erdem,Yaşa Enes (2024). A Digital-Based Model Proposal For Optimum Building Orientation İn Architecture İn Ecological Context. Athens Journal Of Sciences, 11, Doi: 10.30958/Ajs.11-4-3 (Yayın No: 9063825)

Coşkuner Pamuk Ayşıl, Taştemir İbrahim Agah,Arpacıoğlu Ümit Turgay (2020). A Comparative Study On Daylight Performance Of Konya Mosques Built İn Anatolian Seljuk And Ottoman Period. International
3. Journal Of Architecture And Planning, 8, 102-123., Doi: 10.15320/Iconarp.2020.145 (Yayın No: 6803324)

B. Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında (proceedings) basılan bildiriler :

1. Taştemir İbrahim Agah, Köymen Erdem,Yaşa Enes (2024). A Decomposition Method for Energy Prediction Metamodels and Surrogate Models in Early Design Stage of Buildings. 9th International Building Physics Conference (IBPC 2024), Doi: 10.1007/978-981-97-8309-0_68 (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum) (Yayın No: 9063828)

2. Yalçın Koçak Nur Sümeyye,Taştemir İbrahim Agah,Köymen Erdem,Yaşa Enes (2024). Daylight and Energy Performance Relationship of Classrooms and Office Spaces: Comparative Study of Istanbul Ticaret University Kucukyali Campus Building. 9th International Building Physics Conference (IBPC 2024), Doi:
3. Taştemir İbrahim Agah (2022). Effect of Thermal Mass in the Building Envelope on Building Energy Efficiency-Comparative Study with different Districts in Turkey. 17th SPAIN International Conference on Design, Architecture, Materials & Nanotechnology (SDAMN-22), 1-6., Doi: 10.17758/EARES11 (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum) (Yayın
4. Coşkuner Ayşıl,Taştemir İbrahim Agah,Arpacıoğlu Ümit Turgay (2020). A Comparatıve Study On Daylıght Evaluatıon In Konya Anatolıan Seljuks And Ottomans Perıod. ICONARCH IV CONGRESS (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum) (Yayın No: 6525266)

5. TAŞTEMİR İBRAHİM AGAH,ARPACIOĞLU ÜMİT TURGAY (2019). Evaluation of the Energy Efficiency of the Mudbrick Building Material in the Building Envelope at Traditional Rural Architecture Case Study of Tongurlar Village in Golpazarı. Kerpic'19 – Earthen Heritage, New Technology, Management7th International Conference Köycegiz, Muğla Turkey, (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum) (Yayın No: 5503299)

C. Yazılan ulusal/uluslararası kitaplar veya kitaplardaki bölümler:

C2. Yazılan ulusal/uluslararası kitaplardaki bölümler:

1. Thermal Processing of Food Products by Steam and Hot Water., Bölüm adı:(Direct heat exchangers in the food industry) (2022)., LEE CHI-CHING, TAŞTEMİR İBRAHİM AGAH, Elsevier, Editör:Seid Mahdi Jafari, Basım sayısı:1, Sayfa Sayısı 362, ISBN:012818616X, İngilizce(Bilimsel Kitap) (Yayın No: 8172334)