

T.C.
İSTANBUL SABAHATTİN ZAİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR BİLİMLERİ VE MÜHENDİSLİĞİ BİLİM DALI

PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME TABANLI BAĞLAM
BİLİNÇLİ AKILLI TRAFİK IŞIK KONTROLÜ

DOKTORA TEZİ

Ömer Faruk SARAÇ

İstanbul

Ağustos-2022

T.C.
İSTANBUL SABAHATTİN ZAİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR BİLİMLERİ VE MÜHENDİSLİĞİ BİLİM DALI

PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME TABANLI BAĞLAM BİLİNÇLİ
AKILLI TRAFİK IŞIK KONTROLÜ

DOKTORA TEZİ

Ömer Faruk SARAÇ

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Ferzat ANKA

İstanbul
Ağustos-2022

TEZ ONAYI

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne,

Bu çalışma, jürimiz tarafından Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Bilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman Doç. Dr. Ferzat ANKA

Üye Prof. Dr. Abdül Halim ZAİM

Üye Dr. Öğr. Üyesi Abdullah SÖNMEZ

Üye Dr. Öğr. Üyesi Muhammed DAVUD

Üye Dr. Öğr. Üyesi Zahra ELMİ

Onay

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Metin TOPRAK

Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİK BİLDİRİMİ

Doktora tezi olarak hazırladığım “**Pekiştirmeli Öğrenme Tabanlı Bağlam Bilinçli Akıllı Trafik Işık Kontrolü**” 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.

Ömer Faruk SARAÇ

ÖN SÖZ

Araştırmamdaki her aşamada bana yardımcı olan ve yön veren değerli tez danışmanım Doç. Dr. Ferzat ANKA' ya, tez izleme sürecindeki katkıları ve cesaretlendirici yorumlarıyla değerli hocalarım Prof. Dr. Abdül Halim ZAIM ve Dr. Öğr. Üyesi Abdullah SÖNMEZ' e, bu güne kadar geçirdiğim eğitim sürecinde bilgi ve tecrübelerinden istifade ettiğim tüm kıymetli hocalarıma, doktora eğitimim boyunca desteklerini hiç esirgemeyen ve güçlü bir şekilde arkamda duran sevgili aileme teşekkürlerimi sunarım.

Ömer Faruk SARAÇ
İstanbul - 2022

ÖZET
PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME TABANLI BAĞLAM BİLİNÇLİ
AKILLI TRAFİK IŞIK KONTROLÜ

Ömer Faruk SARAÇ

Doktora, Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Ferzat ANKA

Ağustos, 2022 – 122 +XIII Sayfa

Bu çalışmanın konusunu trafik ışıklarının akıllı bir şekilde yönetilip, verimli bir trafik politikası arayışı için girdi sağlama kapsamı oluşturmaktadır. Çalışmada, bağlam bilinçli bir yaklaşım ile, pekiştirmeli öğrenme algoritmalarından yararlanılarak, trafik kavşaklarında trafik ışık politikasının zaman ve faz sıralamasını öğrenmek amaçlanmıştır. Hem tek bir kavşak için hem de birden çok kavşağın oluşturduğu sistem için model önerilmiştir. Gerçek trafik verilerinin kullanımı ile yapılan testlerde, önerilen model ile sabit süreli trafik ışık politikası karşılaştırılmıştır. Tek kavşak sistemleri için faz süre ve sıralamaları, çoklu kavşak sistemleri için de tüm kavşakları bağımsız bir şekilde kapsayacak düzeyde faz süre ve sıralamaları tahmin edilmiştir. Ayrıca trafikte gerçekleşecek acil durum senaryolarının, ortaya konan model içerisinde tek kavşak için iyileştirme önerisi ile, kapsayıcı bir akıllı trafik ışık yönetimi modeli çalışılmıştır. Testlerde gözlemlenen sonuçlara göre, sabit süreli ve sabit sıralaması olan kavşak sistemlerine göre, önerilen modeller daha başarılı sonuçlar üretmiş ve trafik akışı daha verimli olmuştur. %20 ila %40 arası verim artışının gözlemlendiği sonuçlarda, önerilen model sayesinde kavşak düzenleri için daha uygun ve öğrenen trafik politikaları geliştirilebilecektir.

Anahtar Kelimeler: Akıllı trafik ışık yönetimi, bağlam bilinçli sistemler, pekiştirmeli öğrenme.

ABSTRACT
REINFORCEMENT LEARNING BASED CONTEXT AWARE
INTELLIGENT TRAFFIC LIGHT CONTROL

Ömer Faruk SARAÇ

Ph. D. Computer Science and Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Ferzat ANKA

August, 2022 - 122 +XIII Pages

This study aims at intelligent management of traffic lights and providing input for an efficient traffic policy search. In the study, adaptive models proposed to learn the time and phase sequence of the traffic lights at traffic intersections by using reinforcement learning algorithms with a context-aware approach. Proposed models cover both of a single intersection and a system formed by multiple intersections. Real traffic data is used in testing process and tests are held for both the proposed model and the fixed-time traffic light policy. Phase durations and sequences were estimated for single-intersections systems. Phase durations and sequences also estimated for multiple intersections with the scope of all intersections independently for multi-junction systems. Based on intelligent traffic light management, an inclusive smart traffic light management model has been studied with an improvement proposal for a single intersection within the model that will occur in traffic emergency scenarios also included. According to the results observed in the tests, the proposed models produced more successful results and the traffic flow was more efficient compared to the fixed duration and fixed sequence approach. Increase in efficiency between 20% and 40% is observed with proposed model. Therefore, more appropriate and learning traffic policies for intersection layouts could be developed with the use of the proposed model.

Keywords: Intelligent traffic light management, context aware systems, reinforcement learning.

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAYI	i
BİLİMSEL ETİK BİLDİRİMİ.....	ii
ÖN SÖZ.....	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
İÇİNDEKİLER	vi
TABLolar LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
SEMBOLLER LİSTESİ.....	xii
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xiii

BİRİNCİ BÖLÜM

GİRİŞ	1
1.1. Kapsam	1
1.2. Motivasyon	3
1.3. Araştırmanın Önemi ve Yöntem.....	5
1.4. Tez Organizasyonu	6

İKİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR TARAMASI	7
2.1. Mevcut Çalışmaların Gruplandırılma Yöntemi	7
2.2. Tekli Kavşak İçin Yapılan Çalışmalar	7
2.3. Çoklu Kavşaklar İçin Yapılan Çalışmalar	9
2.4. Acil Durum Senaryoları Çalışmaları.....	14
2.5. Literatür Araştırmasına İlişkin Değerlendirmeler.....	17

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

TEORİK ÇERÇEVE VE YÖNTEMLER	19
3.1. Akıllı Trafik Yönetimi Kapsamıyla Etkileşimi Olan Yöntemler.....	19
3.2. Makine Öğrenmesi.....	19
3.2.1. Gözetimli Öğrenme.....	22

3.2.2.	Gözetimsiz Öğrenme.....	25
3.2.3.	Pekiştirmeli Öğrenme.....	27
3.3.	Sezgisel Yöntemler	32
3.3.1.	Meta Sezgisel Yöntemler	32
3.4.	Bağlam Bilinçli Sistemler	35
3.5.	Akıllı Trafik Yönetimi	36
3.5.1.	Sinyalizasyon Yöntemleri	38
3.5.2.	Sinyalizasyon Sistemlerinde Kullanılan Hesaplama Yöntemleri	42
3.5.3.	Kavşaklarda Gecikme Türleri	45
3.6.	Teorik Çerçevenin Akıllı Trafik Bağlamında Etkin Kullanımı	47

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

ÖNERİLEN YÖNTEMLER	49
4.1. Akıllı Trafik Işıkları Yönetimi Yaklaşımı	49
4.2. Tekli Kavşak Çözümü.....	50
4.2.1. Kavşak Tanımı	50
4.2.2. Çözüm Yaklaşımı.....	51
4.2.3. Model Tanımı.....	52
4.2.4. Test Verileri Hakkında Bilgi	59
4.2.5. Test Sonuçları ve Değerlendirme.....	60
4.3. Çoklu Kavşak Çözümü	67
4.3.1. Kavşak Tanımı	68
4.3.2. Çoklu Kavşaklar İçin Çözülmesi Gereken Problemler	69
4.3.3. Çoklu Ajan Kullanımı	72
4.3.4. Model Tanımı.....	73
4.3.5. Test Verileri Hakkında Bilgi	80
4.3.6. Test Sonuçları ve Değerlendirme.....	83
4.4. Acil Durum Araçlarının Geçiş Sonrası İçin Önerilen Çözüm	93
4.4.1. Kavşak Bakış Açısına Göre Acil Durum Olay Süreci	94
4.4.2. Model Tanımı.....	95
4.4.3. Test Verileri Hakkında Bilgi	99
4.4.4. Test Sonuçları ve Değerlendirme.....	101

4.5. Önerilen Modellerin Akıllı Trafik Yönetimi Bağlamına Etkisinin Testler Ölçeğinde Değerlendirmesi.....	105
--	-----

BEŞİNCİ BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER.....	107
-------------------------------	------------

KAYNAKÇA	111
-----------------------	------------

EKLER.....	121
-------------------	------------

ÖZGEÇMİŞ.....	122
----------------------	------------



TABLULAR LİSTESİ

Tablo 4.1: Ödül Mekanizmasında Kullanılabilecek Hesaplamalar.....	55
Tablo 4.2: Emniyet Kavşağı Faz Yoğunluk Bilgileri.....	60
Tablo 4.3: Testlerde Kullanılan Parametreler	61
Tablo 4.4: Tekli Kavşak İçin Sonuçlar	62
Tablo 4.5: Tekli Kavşak Sonuçlarına Ait Ortalama ve Sapma Değerleri.....	63
Tablo 4.6: Ata Petrol Kavşağı Faz Yoğunluk Bilgileri.....	82
Tablo 4.7: Testlerde Kullanılan Parametreler	84
Tablo 4.8: Çoklu Kavşak İçin Sonuçlar	85
Tablo 4.9: Çoklu Kavşak Sonuçlarına Ait Ortalama ve Sapma Değerleri.....	86
Tablo 4.10: Testlerde Kullanılan Parametreler	102

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1: Makine Öğrenmesi ve Ekileşimler	20
Şekil 3.2: Yapay Zeka, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme İlişkisi.....	21
Şekil 3.3: Makine Öğrenmesi Uygulamaları.....	22
Şekil 3.4: Gözetimli Öğrenme Süreci	23
Şekil 3.5: Gözetimsiz Öğrenme Süreci	26
Şekil 3.6: K-Ortalama Algoritma Adımları	26
Şekil 3.7: Pekiştirmeli Öğrenme Süreci	28
Şekil 3.8: Pekiştirmeli Öğrenmede Yer Alan Kısıtlımlar.....	28
Şekil 3.9: Q- öğrenme ve SARSA Adımlarının Karşılaştırılması.....	30
Şekil 3.10: Meta Sezgisel Yöntemler.....	33
Şekil 3.11: Tabu Arama Adımları.....	34
Şekil 3.12: Akıllı Kavşaktaki Potansiyel Unsurlar	37
Şekil 3.13: Faz Sıralaması Örneği.....	39
Şekil 3.14: Devre Süresi Planı	39
Şekil 3.15: Dinamik Faz Planı Örneği	41
Şekil 3.16: Dört Kollu Kavşak ve Yönleri Örneği.....	44
Şekil 3.17: Taşıt Gecikme Diyagramı	46
Şekil 4.1: 4 Kollu 8 Geçişli Kavşak Örneği.....	50
Şekil 4.2: Tekli Kavşak Öğrenme Akış Diyagramı	58
Şekil 4.3: Emniyet Kavşağı ve Fazlar	59
Şekil 4.4: Ortalama Kuyruk Uzunluğu.....	64
Şekil 4.5: En Uzun Araç Kuyrukları	65
Şekil 4.6: Ortalama Bekleme Süreleri.....	66
Şekil 4.7: Toplam Geçen Araç Sayısı	67
Şekil 4.8: Çoklu Kavşak Örneği	68
Şekil 4.9: Yerel ve Genel Değer Noktaları Örneği	77
Şekil 4.10: Çoklu Kavşak Modeli Akış Diyagramı	80
Şekil 4.11: Kavşakların Genel Görünümü	81
Şekil 4.12: Ata Petrol Kavşağı.....	82

Şekil 4.13: Beşyol Kavşağı	83
Şekil 4.14: Ortalama Kuyruk Uzunluğu	87
Şekil 4.15: Ortalama Bekleme Süreleri.....	88
Şekil 4.16: Toplam Bekleyen Araç Sayısı	89
Şekil 4.17: Sistemden Çıkış Yapan Araç Sayısı	90
Şekil 4.18: Toplam Geçen Araç Sayısı	90
Şekil 4.19: Kümülatif Toplam Geçen Araç Sayısı.....	91
Şekil 4.20: Toplam Bekleme Süreleri	92
Şekil 4.21: Acil Durum Süreci	94
Şekil 4.22: Acil Durum Sonrası Modeline Ait Akış Diyagramı	99
Şekil 4.23: Bayrampaşa Kavşak Yapısı	100
Şekil 4.24: Kavşağa Ait Yoğunluk Dağılımı	101
Şekil 4.25: 3 Nolu Yol İçin Oluşan Test Sonuçları.....	102
Şekil 4.26: 7 Nolu Yol İçin Oluşan Test Sonuçları.....	103
Şekil 4.27: Periyot Bazında Ortalama Test Sonuçları.....	104
Şekil 4.28: Önerilen Modele Göre Tercih Edilen Aksiyonlar.....	105

SEMBOLLER LİSTESİ

α	: Öğrenme Değeri
γ	: İskonto Değeri
A	: Aksiyon
R	: Ödül
S	: Durum



KISALTMALAR LİSTESİ

AI	: Artificial Intelligence
BM	: Birleşmiş Milletler
BTK	: Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu
FHWA	: The Federal Highway Administration
GPS	: Global Positioning System
VANET	: Vehicular Ad-Hoc Network
IR	: Infra Red
IEA	: International Energy Agency
MQTT	: Message Queuing Telemetry Transport
RF	: Radio Frequency
RR	: Round Robin
SARSA	: State-Action-Reward-State-Action
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
Vd	: Ve Diğerleri

BİRİNCİ BÖLÜM

GİRİŞ

1.1.Kapsam

Yerleşik yaşama geçilmesinden bir süre sonra insan yaşamının odak noktası haline gelen kentler, adeta insan ile büyüyüp gelişen bir hal almıştır. Sanayi devriminden itibaren iş imkânları, eğitim imkânları, sağlık olanakları başta olmak üzere pek çok sosyo-ekonomik nedenler sonucunda dünya genelinde nüfus yoğunlukları şehirlere doğru kayma eğilimine girmiştir. Kozmopolit yapısı, nicel ve nitel çokluğu ile yaratıcı enerjinin ve girişimciliğin merkezi olan kentler, sadece bir yaşam alanı olmayıp aynı zamanda yaşayan bir organizma gibi tarih boyunca beşeri, fiziki, ekonomik ve sosyo-kültürel birtakım değişikliklere uğramıştır (Akıllı Şehirler Araştırma Raporu, 2022).

Birleşmiş Milletler' in istatistiklerine göre 2050 yılına kadar kentsel alanlarda yaşayan kişilerin toplam nüfusun %70 ine denk geleceği tahmin edilmektedir (BM Nüfus Raporu, 2019). Nüfus artışıyla birlikte araç kullanım değerleri de artmakta, her gün daha fazla sayıda araç trafiğe çıkmaktadır (TÜİK Raporu, 2021). Talebin artışı, trafiğin yönetiminde yeni çözüm yöntemlerinin uygulanmasını da gerektirmiştir. Daha fazla trafik, daha fazla hareket ve artan çevresel faktör etkileri nedeniyle trafik ile ilgili birçok alanda çalışma ve iyileştirmeler gündemde kalmaktadır (Güneş, 2021).

Yoğunluk, birbiriyle etkileşim halinde çeşitli farklı sorunların genel tanımı olarak görülebilir. Gürültü kirliliği, karbon emisyon değerleri, trafikte geçirilen zaman, bekleme/sıkışıklık sürelerinde harcanan fazladan yakıtın ekonomik değeri gibi birçok farklı sorunlar trafik yoğunluğu problemi altında sayılabilir (Rida, Ouadoud ve Hasbi, 2020) . IEA verilerine göre, yakıtların harcanması neticesinde ortaya çıkan karbon dioksit (CO₂) salınımının %25'i ulaştırma kaynaklıdır (IEA CO₂ Verileri, 2021). Yapılan tahminlere göre bu oranın 2030 yılına kadar %50, 2050 yılına kadar %80 oranında artış göstermesi beklenmektedir. Problemin kök nedeni, trafik bağlamında arz/talep ilişkisinin yönetimine bağlıdır. Kavşaklar ve yollar, bu problemin taşıyıcı unsuru iken, araçlar, yayalar ve diğer taşıtlar kullanıcıları olarak düşünülebilir. Kullanıcıların kendilerine sağlanan kavşak ya da yollardan ne kadar etkin istifade ettiğine bağlı olarak trafik yoğunlukları yaşanmaktadır [Zheng, Chang ve Wu, 2019).

Kavşaklarda trafiğin etkin yönlendirilmesi, doğru ışık politikalarının belirlenmesi ve talebe uygun dinamik yapıların oluşturulması gerekmektedir. Bu açıdan değerlendirildiğinde trafik hayatımızda uzunca bir süredir sorun listesinde gündem olarak yer almakta ve dolayısıyla araştırma alanı olarak ilgi çekmektedir (Rasheed vd., 2020). Özellikle trafiğin değişken yapısına cevap verecek adaptif yöntemlerin geliştirilmesi, sorunun giderilmesi ya da daha az seviyeye indirgenmesi açısından önemlidir. Adaptif trafik yönetimi kapsamında çeşitli tekniklerin kullanıldığı görülmektedir. Genetik algoritma, takviyeli öğrenme, bulanık mantık ve benzeri birçok farklı algoritma ya da model kullanılmaktadır (Aljaafreh, Al-Oudat ve Saleh, 2014).

Trafiğin iyileştirilmesi, adaptif bir trafik yönetimi sağlanabilmesi konusunda çalışmalar birkaç alt alana ayrılmaktadır. Bunlar trafik ışıklarının faz sıralamasını öğrenme (Abdoos, Mozayani ve Bazzan, 2011), en uygun faz döngüsü süresini bulma (Araghi vd., 2010), optimum yeşil ışık sürelerinin bulunması şeklinde ifade edilebilir. Faz sıralamasına odaklanıldığında, trafik talebinin yoğunluğuna göre öncelikli olan yolların döngüde en etkin zaman aralığında kullanımı söz konusudur. Faz döngü süresi, tanımlı bir döngü şeklinde çalışacak kavşaklar için en uygun toplam faz uzunluğunun bulunmasını hedefler. Yeşil ışık sürelerinin en uygun düzeyde olması durumu ise, her bir yol için talebe göre olası en iyi yeşil sürelerin belirlenmesi ya da tüm faz için en uygun ortak yeşil ışık süresi bulunması şeklinde düşünülebilir. Tüm bu yaklaşımlar asıl olarak adaptif bir düzende olmalı ve trafiğin değişkenliğine cevap verebiliyor olmalıdır.

Kavşak, kendi başına bir karmaşık düzeni ifade eder. Bir kavşaktaki yol ya da giriş/çıkış sayısına göre, trafiği sağlıklı yönlendirmek önemli bir problem olarak belirtilebilir (Kancabaş, 1998). Bir kavşaktaki ihtiyacı gidermek ya da trafik akışını iyileştirmek önemlidir ancak şehir ölçeği düşünüldüğünde, her bir kavşak için izole bir çözüm için çalışmak yerine, birbirini etkileyen noktalarda bağlı bir yapı düşünmek gerekmektedir. Tekil olarak bir kavşağın verimini artırmak, bağlı olan bir sonraki kavşağa olumsuz bir etki yapabilir. Bu nedenle literatürde çalışmalar, kavşak sistemlerini bir bütün olarak düşünmekte ve daha çok birbiriyle etkileşimli ajanlar olarak çalışabilecek yöntemler tercih edilmektedir (El-Tantawy ve Baher, 2012).

Kavşakta yer alan birçok unsur, akıllı trafik yönetiminde girdi olarak kullanılabilir. Trafiğe ait yoğunluk ve akış verileri başta olmak üzere, kavşağın yapısı, yaklaşım

açıları, kol uzunlukları gibi farklı birçok bilgi, kavşaklara ait yönetimde fayda sağlamak için kullanılabilir potansiyel teşkil etmektedir. Bununla beraber, bilgi yoğunluğu, önemli olanı ayırt etme sorununu da beraberinde getirebilir. Dolayısıyla akıllı trafik yönetimi söz konusu olduğunda, dikkate alınan ölçüt ne ise ona uygun olacak şekilde performansı artıracak bilgiler dikkate alınır ve diğerleri sistem ya da modellerde kullanılmaz. Bu şekilde çok boyutlu verinin işlenmesi de kolaylaşmış olur.

Boyut sorunu önemli bir unsur olarak ortaya çıkmaktadır ancak yönetilebilir veri elde edilirken kıymetli olacak birtakım parametreleri dikkate almama riski de dikkate alınmalıdır. Buna göre, akıllı trafik yönetimine katkı sağlayacak tüm veriler, mümkünse bir öncelik ya da ağırlık sıralamasına göre dikkate alınmalı, model önerilirken parametrelerin sonuca etkisine göre sadece gerektiği durumda test çıktılarına bağlı olarak ölçüt listesinden çıkarılmalıdır. Böyle yapıldığı takdirde ortaya daha verimli ve kullanılabilir modeller çıkacaktır.

Yukarıda da ifade edildiği gibi, kavşakları bir bütün olarak görmek ve bir bölgede toplam faydayı artıracak ölçüde trafik politikası uygulamak, sorunların çözümünde en etkin yöntem olacaktır. Dolayısıyla ortaya konacak modeller, bir toplam hedefe ulaşmak için, yani kavşaklar sistemini iyileştirmek için çalışmaktadır. İzole kavşaklarda çalışmaktansa, birbiri ile komşu olan, birbirine etki yapacak kavşakları problemin içinde denk parçalar olarak görmek gerekmektedir. Günümüzde toplumun önemli bir kesiminin şehirlerde yaşadığı ve mobilitenin her geçen gün arttığı düşünüldüğünde, bütüncül olarak kavşakları değerlendirmenin önemi daha da ortaya çıkacaktır. İzole olarak tek bir kavşak için iyileştirme sağlandığı durumlarda, muhtemeldir ki bağlantılı bir diğer kavşağa kurgulanandan daha farklı zaman ya da oranda araç yönlendirmesi olacaktır. Bu durumda her kavşağı, diğerlerini sabit tutup değerlendirmek gibi zorlu bir problem ortaya çıkacağı için, kavşakları birbiriyle etkileşimli bir bütün olarak görmek elzemdir.

1.2. Motivasyon

Trafik sıklığının gündelik yaşam kalitesini doğrudan etkilediği bir gerçektir. Şehirlerin ağırlıklı olarak insanları çektiği ve ulaşım/araç sistemlerinin daha yaygın kullanımlarının olduğu da düşünüldüğünde, problemin güncelliğini koruduğu anlaşılabilir. Araştırmacılar, bu sorunun güncelliğine bağlı olarak yukarıda değinildiği gibi birçok farklı yöntem üzerinde çalışmaktadır. Her çalışma, kendi bağlamında bir

iyileştirme ve farklı bir perspektif sunmaktadır. Bu çalışmada problem tanımı, adaptif trafik ışığı yönetimi yapılırken içerisinde bulunan trafik bağlamı kullanılarak, genel performansı birçok farklı açıdan değerlendirerek dengeli bir iyileştirme yapılabilir mi sorusu üzerine kurgulanmıştır. Buna göre, trafik ışıklarının ve kavşakların yönetiminde uygulanacak yöntemle, trafik akışı iyileştirilecek ancak bunu belli bir yol ya da akıma daha fazla maliyet yüklemeyen, dengeli bir biçimde yapmak hedeflenmiştir.

Literatürdeki çalışmalara bakıldığında, genellikle ölçüm ya da değerlendirme yapılan performans kriterine göre model iyileştirmeleri sunulmaktadır (Rasheed vd., 2020). Birçok açıdan önerilen modeller iyileştirme sağlamaktadır ancak bunu trafik kavşaklarının tüm paydaşları, tüm talep eden yollar için ne ölçüde dağıtıldığı genellikle belirtilmemektedir. Yani ulaşılan iyileştirme sonucu, bir ya da birden çok farklı parametre için negatif etki yapıyor mu genellikle belirtilmez. Önerilen model, genel performansı artırırken, bir ya da birden çok yol için çok uzun bekleme süreleri hatta hiç açılmayan yeşil ışık fazları sunmuş olabilir. Trafikte adil dağıtım prensibi gereği, kavşaklarda bekleyen araçların yeşil ışık hizmetinden uygun ölçekte faydalanması gerekmektedir (Jalota vd., 2021). Dolayısıyla, iyileştirmeler üzerinde çalışılırken, trafiği bir bütün olarak görüp, sadece toplam performansı yükseltmekle kalmayıp, bunu her yol için olası en uygun ölçekte yapabilecek bir model arayışı bu çalışmanın teması olmuştur.

Gündelik hayatta örneklerini de gördüğümüz şekilde, uzun bekleme süreleri ya da tek seferde geçilemeyen bekleme fazları tercih edilen bir durum değildir. Dolayısıyla bir model ortaya konulduğunda öncelikli olarak bu tür parametrelerin iyileştirilmesi hedeflenmektedir. Ancak söz konusu iyileştirmenin, diğer birtakım alanlarda dramatik yan etkilerinin de olmaması hedeflenmiştir. Bu çalışmada dengeli bir trafik modeli, akıllı bir kavşak yönetimi sağlanması hedefi, söz konusu yan etkileri azaltmayı hedeflemiştir. Örneğin, bir kavşakta ya da kavşaklar bütününde bekleme süreleri azalırken, geçiş yapan araç sayıları da buna uygun ölçekte iyileştirmek hedeflenmiştir. Bir başka ifadeyle, motivasyon, trafiği mümkün olan birden çok açıdan, yan etkileri azaltarak iyileştirmektir.

1.3. Araştırmanın Önemi ve Yöntem

Mevcutta yer alan çalışmaların sağladığı kazanımlardan istifade ederek, trafiği adalet kavramı üzerinden de yorumlayarak etkin bir model kurgulamak, bu araştırmanın önemini artırmaktadır. Gerçek hayatta uygulanabilecek politika önerisi arayışı için temel oluşturacağından dolayı, şehir planlayıcılarının istifade edebileceği bir yapı sunulmaktadır. Yapılan araştırmanın gerçek trafik verileri baz alınarak irdelenmesi ve uygulama yardımıyla simülasyon sonuçlarının paylaşılması da ölçülebilirlik açısından literatüre ve konuyla ilgili uzmanlara katkı sağlayacaktır.

Akıllı trafik yönetimi konusunda yapılan çalışmalarda kullanılan parametrelere ek olarak, bu çalışmada acil durum senaryoları da dikkate alınmış, özellikle acil durum sonrasında sistemin tekrar kararlı bir hale gelmesi için alınması gereken aksiyonlar incelenmiştir. Ayrıca, çoklu kavşak sistemlerinde performans ve ölçüm yaklaşımlarına meta sezgisel algoritmalarından istifade edilerek, daha iyi bir dağılımın ve daha sağlıklı bir sonucun ulaştırılması sağlanmıştır.

Araştırma yöntemi olarak, öncelikle problemi tek bir kavşak üzerinde ele almak ve daha sonra etkileşimli çoklu kavşak sistemine yönelmek tercih edilmiştir. Tekli kavşak sistemleri için yapılan çalışmalar, bu çalışmalardaki olası iyileştirme adımları araştırılmış, akabinde çoklu sistemlere geçiş yapılırken bu bulgular kullanılarak model oluşturulmuştur. Araştırmalar neticesinde özellikle trafik bilgi uzayı içinde kabul görmüş standartlar ve kavramlarla beraber, model ve parametrelerin kullanımı tercih edilmiş, konu bütünlüğü ve sürekliliğine dikkat edilmiştir. Model kurguları oluşturulduktan sonra ihtiyaç duyulan trafik verisi için rastgele değerler kullanılmamış, bunun yerine gerçek kavşaklardaki trafik verileri çalışmaya dahil edilmiştir. İstanbul ve Konya illerine ait kavşaklardan alınan verilere göre simülasyonlar yapılmış, ihtiyaç olduğu durumlarda modelde iyileştirmeler sağlanmıştır. Elde edilen çıktıların yorumlanabilmesi için farklı açılardan değerlendirilebilecek grafik ve tablolar yöntemiyle irdelene sağlanmış ve sonuca ulaşılmaya çalışılmıştır. Özellikle meta sezgisel yaklaşımın benimsenmesi ve modele etkisi, her adımda detaylı kontrol edilmiş ve varlığı ile olmadığı durumlar karşılaştırılarak olası optimizasyon imkanları denenmiştir. Özet olarak:

- Tek bir kavşak için bağlam bilinçli pekiştirme öğrenme kullanılarak bir model geliştirilmiş,

- Birbirine bağılı birden çok kavşak için bir bütün olarak çoklu ajan sistemi yaklaşımıyla tek kavşak için yapılan çözüm genişletilmiş,
- Trafik akışında yer alan acil durum gibi istisnai durumlar sonrası trafik akışını tekrar kararlı hale getirebilmek için düzeltme aksiyonları öğrenilmiştir.

1.4. Tez Organizasyonu

Tez organizasyon yapısı beş bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünde genel olarak araştırmanın konusu, problemin tanımı, çalışma yöntemi ifade edilmiştir. Aynı zamanda çalışmanın sağladığı katkı ve motivasyon belirtilmiştir. İkinci bölümde literatürde yapılan araştırma ve incelemeler ve önemli bulunan örnekler irdelenmiş, kısaca her çalışma açıklanmıştır. Üçüncü bölümde çalışmada kullanılan algoritma, yöntem ve yaklaşımlardan bahsedilmiştir. Ayrıca üçüncü bölümde teknik çerçeve, araştırma konusuna katkı sağlayan ve kullanımı baz alınan trafik yönetimi yaklaşımları da verilmiştir. Dördüncü bölümde önerilen model, tekli kavşaktan başlamak üzere, aşamalarıyla beraber aktarılmış, araştırmanın mantıksal ilerleyişine uyumlu olarak detaylandırılmıştır. Yine dördüncü bölümde testlerin nasıl yapıldığı, hangi parametrelerin kullanıldığı aktarılmış, test verileri tanıtılmış, simülasyonlar neticesinde çıkan test sonuçları paylaşılmış ve araştırma bulguları bu veriler ışığında tartışılmıştır. Son bölümde çalışmanın kısa bir özeti verilmiş, sonuç ve öneriler ile tez akışı tamamlanmıştır.

İKİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR TARAMASI

2.1.Mevcut Çalışmaların Gruplandırılma Yöntemi

Akıllı trafik ışığı yönetimi kapsamında literatürde birçok çalışmanın yer aldığı görülmektedir. Bu çalışmalar tek bir kavşağın ışıklandırma faz sırasını bulmaktan, araç ve yayaların da dahil edildiği akıllı şehir konseptine uygun olacak üst seviye mimari çözüme kadar geniş bir aralıktadır. Trafiğin modellenmesinde de mevcut trafik ve akış yöntemleri dikkate alınmakta, kimi yayınlarda da simülasyon araçlarından istifade edilmektedir.

Çalışmaları iki ana kategoride toplamak mümkündür: tekil olarak bir kavşağa odaklanan yaklaşımlar ve çoklu-bağlı kavşaklar üzerinde yapılan iyileştirmeler. Her kategori içinde de odaklanılan ana probleme bağlı olarak alt kısımlar sayılabilir. Bunlara örnek olarak, giriş bölümünde de ifade edildiği gibi, faz sıralamasının bulunması, en uygun yeşil süresinin hesaplanması ve faz döngü süresinin belirlenmesi sayılabilir. Çalışmaların odaklandığı performans ölçütüne göre de ayırım söz konusu olabilir. Kimi çalışmalarda kavşak sistemindeki ortalama hızın artırılması ölçüt iken, kimisinde araç kuyruklarının azaltılması ön plandadır. Ek olarak, bazı çalışmalar, trafikteki acil durum, ambulans ya da itfaiye gibi araçların kavşak sisteminden nasıl verimli faydalanacağına odaklanmaktadır. Bu tür acil durumlarda yayınlar, en kısa sürede ve en etkin şekilde talebin karşılanması ve ambulans ya da itfaiye gibi araçların kavşak sisteminden çıkarılmasını hedeflemektedir.

Çalışmalarda farklı algoritma ve yöntemler kullanılmaktadır. İstatistiksel modellere göre oluşturulan çalışmalar, makine öğrenmesi tabanlı çözümler, oyun teorisinden faydalanılan önermeler ve bulanık mantık bunlara örnek olarak verilebilir. Bu bölümde literatürde yer alan yayınlar yukarıda ifade edilen kategorik yaklaşıma göre özetlenecektir.

2.2. Tekli Kavşak İçin Yapılan Çalışmalar

Bolong ve Yang, Q-öğrenme (*Q-learning*) kullanarak geliştirdikleri algoritmalarında, 4 faz içeren bir kavşak için adaptif öğrenme modeli önermişlerdir (Bolong ve Yang,

2011). Araç kuyruğuna göre oluşturulan ödül hesaplamasına göre, bir kavşakta yeşil ışığın araç geçişi sağladığı durumlar için artı değer verilirken, yeşil ışığın açık olduğu sürede araç talebi ve geçişi söz konusu olmadığında ceza verilmektedir. Bu yöntemle yeşil ışığın araçların olduğu yön ve fazlara daha çok dağılım yapacağı belirtilmiştir. Durum tanımı olarak da buna uygun şekilde kuyruk uzunluğu kategorik bir şekilde belirlenmiştir. Test sonuçlarını her bir faz için kuyruk uzunlukları sunarak verdikleri çalışmalarında araştırmacılar, farklı trafik yoğunluklarına göre yapılan ölçümleri karşılaştırma olarak vermiş ve önerilen modelin, kavşak uzunluklarını belli seviyede tuttuğu ve trafik akışını dinamik bir şekilde sağladığını göstermişlerdir.

Sekiz kollu standart bir kavşak yapısı üzerinde Q-öğrenme kullanarak faz sıralamasını ve optimum zamanını bulan bir diğer çalışmada araştırmacılar, standart sabit zamanlı politikaya göre iyileştirme gerçekleştirmektedir (Yaping ve Zheng, 2011). Çalışmada araç kuyruklarına göre aksiyon ve durum kümeleri tanımlanmıştır. Buna göre her yol için 3 geçiş yönü, düz gidiş, sağa-sola dönüş şeklinde tanımlanmıştır. Buradaki hareket yönüne göre de durum kümesi oluşturulmuştur. Aksiyon olarak bu yönlerin fazlara dağılımı yani faz sıralaması belirlenmiştir. Ödül mekanizması olarak bir maliyet fonksiyonu kullanılmaktadır. Buna göre her aksiyonun bir maliyet hesabı yapılmaktadır ve faz geçişine göre 3 sabit değere indirgenmektedir. Bekleme süresi ve kalan araç sayısı yani kuyrukta kalan araç sayısı da hesaplamada kullanılmıştır. Faz tanımları, trafik kurallarına göre geçiş imkanı olan tüm ilgili yönlerin dahil edilmesiyle yapılmıştır. Testler sabit faz süresine göre öncelikle gerçekleştirilmiştir. Toplam bekleme süresi, geçen araç sayısı, ortalama kuyruk uzunluğu gibi farklı parametrelerle test sonuçları verilmiş ve yaklaşık olarak %30 oranında sabit süreli politikalarla kıyasla iyileştirilme yapılmıştır.

Bir önceki çalışmaya benzer bir yaklaşımla faz sürelerinin tahmin edildiği çalışmada ise araştırmacılar, olası faz sıralama ihtimallerine göre belirlenmiş zaman olanlarının öğrenilmesi hedeflenmiştir (Araghi vd., 2013). 13, 23 ve 33 saniye şeklinde ortalama faz sürelerinin bu çalışmada önerildiği anlaşılmaktadır. Farklı olarak, her faz için bu sürelerin dağıtımlı bir şekilde faz sıralamalarına göre yapılması sağlanmıştır. Toplam 24 durumun tanımlandığı ve aksiyon olarak bu durumların zamana göre kombinasyonlu bir şekilde geçirilmesinin sağlandığı modelde, 4 kollu ve tek yöne dönüşün izin verildiği ortamda test yapılmıştır. Ödül hesaplamasında ortalama araç kuyruğu kullanılmıştır. Birden çok konfigürasyonla gerçekleştirilen testlerde, trafik

yoğunluğuna göre saatte 5000 ve 2000 civarında aracın kullanımda olduğu senaryolarda, ortalama gecikme süreleri verilmiştir. Abdoos metodu ile sabit zamanlı politika arasında karşılaştırma yapılmıştır. simülasyon saatinin artırıldığı durumlarda bekleme süresinin arttığı gözlemlenmekle beraber, önerilen metodun daha başarılı olduğu ifade edilmiştir.

Q-öğrenme algoritmasında yapılan düzenleme ile, toplam döngü süresini daha etkin ve kısa zamanda öğrenen modelin önerildiği bir diğer çalışma, Taipei' deki yoğun kavşakları baz alarak önermeyi denemiştir (Chu vd., 2019). Çalışmada tekli kavşak yapısı dikkate alınmış ve birden çok kavşakta da model uygulanmıştır. Q-öğrenme tabanlı modelde, durum kümesinden yapılan aksiyon seçimlerinin daha etkin ve süre olarak daha az bir kullanımla gerçekleştirilmesi hedeflenmiştir. Yani Q-öğrenme ile faz sıralaması ve süreleri bulunurken, keşif/sömürme oranı da dikkate alınarak, bilinen en iyi çözüm kümesini daha fazla güncellemek yoluyla optimum çözüm bulunmaktadır. 5 saniyelik aralıkların kullanıldığı test ortamında, en fazla 60 saniye süren faz tanımları vardır. Her öğrenme adımında diğer çalışmalardakine benzer şekilde gecikme hesabı yapılır ve ödül bulunur. Ancak öğrenme adımında güncelleme yapılırken, en iyi sonuç takibi de yapıp, bu kümeye dahil olabilecek bir tür alt küme hedeflenmiştir. Nihayetinde yapılan testlerde, sömürü yaklaşımını benimseyen öğrenme mantığına göre daha az zamanın kullanılarak, yakın başarımlar değerlerine ulaşıldığı gösterilmiştir.

2.3. Çoklu Kavşaklar İçin Yapılan Çalışmalar

Tek bir kavşağın, bir bölge ya da şehir içerisinde her ne kadar önemi olsa da, genel trafik akışı düşünüldüğünde, birbirine bağlı bir sistemin parçası olduğu ve etkileşim içerisinde yer aldığı da bir gerçektir. Bu durumda kavşakların tekil olarak iyileştirilmesi, elde edilebilecek daha geniş faydaları ya da daha iyi sonuçları kısıtlayabilir. Bu nedenle, çoklu ajan yaklaşımlarının benimsendiği, bağlı kavşaklar için literatürde çalışmalar yer almaktadır. Bu çalışmalarda birden çok kavşak için genel bir çözüm önerilmekte, yapılan trafik iyileştirmesi, sadece tek bir nokta için değil, tüm bir sistem için ifade edilmektedir. Tekli kavşak için yapılan çalışmalardaki odaklanılan problemlere benzer şekilde, faz sürelerinin tespiti, faz sıralaması ya da döngü süresi gibi çeşitli etmenler üzerinde iyileştirmeler sağlanmaktadır. Farklı olarak, tek bir kavşak için değil, tüm bir kavşak sistemi için iyileştirme ve çözüm sunulduğundan

dolayı, ayrı ayrı ortaya çıkabilecek çözüm kümelerinin tek bir kümede toplandığı durum oluşmaktadır.

Çoklu kavşaklar için yapılan çalışmalarda farklı algoritma ve yöntemler kullanılmıştır. Pekiştirmeli öğrenme, bulanık mantık, derin öğrenme gibi algoritmaların kullanıldığı bu çalışmalarda ortak olan, kavşakların her birinin bir diğeri ve dolayısıyla tüm sistem ile olan etkileşimini yönetecek ajanlarla çalışmasıdır.

Wiering çalışmasında pekiştirmeli öğrenme tabanlı bir çoklu ajan modeli önermiştir (Wiering, 2000). Şehir kesiti olarak ifade ettiği, 6 kavşak ve her kavşak için 8 ayrı ışığın yer aldığı test ortamında, her bir araç için hedeflenen noktaya ulaşmada yardımcı olacak akıllı bir sistem önermektedir. Her aracın pozisyonu ve hedef noktasının tutulduğu çalışmasında Wiering, toplam bekleme süresini her araç için sistem genelinde etkisine göre oluşturacak şekilde bir tabloda toplamış, en fazla kazanımın olduğu trafik ışık seçimini her adım için uygulamıştır. Bunun için araç bazlı değer fonksiyonu tanımlamıştır. Ödül olarak da aracın pozisyonuna göre, yani ışıktan geçip geçmeme durumuna göre 1 ya da 0 değeri ile eşitlenen bir fonksiyon tanımlamıştır. Test sonuçlarında sabit zamanlı sistemlerle yaptığı karşılaştırmada, önerilen etkileşimli modelin daha fazla aracı kavşaklardan geçirdiği, yani sistemden faydalanıp şehir diye ifade edilen bloktan çıkardığı aktarılmaktadır.

Arel ve arkadaşlarının çalışmasında (2010), Q-öğrenme tabanlı bir model önerilmiştir. Bu çalışmada da çoklu ajan yaklaşımı benimsenmiş, 5 kavşağın birleşiminden oluşan bir test ortamı için algoritma geliştirilmiştir. Çalışma yaptıkları kavşak sisteminde merkezde 1 kavşak yer almakta ve diğer tüm kavşaklarla etkileşim yapmaktadır. Durum tanımı olarak her kavşağa ait yolların ayrı ayrı yoğunluk seviyeleri hesaplanmıştır. Aksiyon kümesinde faz sıralaması değişimi verilmiştir; yani bir fazdan diğerine geçiş, 5 kavşak için Kartezyen olarak yazılmıştır. Ödül mekanizması olarak da toplam gecikme süresi benimsenmiştir. Herhangi bir aksiyonda gecikme süresi azaltılmışsa pozitif bir değer ile katkı sağlanmış, artmışsa ceza uygulanmıştır. Test sonuçlarını özellikle orta kavşak için sundukları bu çalışmada araştırmacılar, en yoğun kuyruk ve çoklu ajan algoritmaları üzerinden karşılaştırma sunmuş, önerdikleri modelin özellikle trafik yoğunluğunun arttığı noktalarda daha etkin sonuç verdiğini rapor etmiştir.

Birçok sayıda kavşağın ve bağlantılı yolun kullanıldığı, çoklu ajan Q-öğrenme ile kurgulanmış değişken faz sıralamasının bulunduğu bir diğer çalışmada araştırmacılar, en etkin faz sıralaması ve geçiş konfigürasyonlarını sabit süreli ve sabit değerli kavşak yapılarıyla karşılaştırmışlardır (Abdoos, Mozayani ve Bazzan, 2011). Çalışmada, kavşak sayısına göre durum kümesinin büyüme sorunu vurgulanmış, bunu çözmek için vektörel gösterim ile durum tanımı geliştirilmiştir. Buna göre, bir zaman dilimi içinde faz sürelerinin belli bölümlere ayrıldığı ve aslında bu bölümler arasında değişimin olduğu ifade edilmiştir. Yani kırmızı süre, daha sonra yeşil faz için yeşil zaman dilimine dönmekte ve bu işlemler belli aralıklarla tekrarlanmaktadır. Aksiyon seçimi de hangi dilimde hangi işlemin yapılacağıyla alakalıdır. Öğrenmede kullanılan ödül hesabı, diğer çalışmalardakine benzer şekilde kümülatif kuyruk uzunluklarıdır. Ödül değeri için 0 ile 1 arasında normalize edilmiş değerlerin kullanıldığı ifade edilmiştir. Testler gerçekleştirilirken, farklı trafik yoğunlukları göz önüne alınmıştır. Sabit süre ve faz tanımlı konfigürasyon ile karşılaştırmalar yapılmış, önerilen modelin kavşaklardaki ortalama gecikme süresini büyük ölçüde azalttığı gösterilmiştir. Özellikle yoğun trafik durumunda zaman ile önerilen modelin etkisinin çok daha berlignin olarak ortaya çıktığı vurgulanmıştır.

Bir diğer çalışmada kavşaktaki yeşil ışık sürelerinin dağılımı üzerinde araştırma yapılmıştır (Chin vd., 2012). İki kavşağın yer aldığı sistem için model önerilmiş ve testler gerçekleştirilmiştir. Bekleyen araç sayısına göre ödül mekanizmasının verildiği gözlemlenen çalışmada, 4 faz için aksiyon tanımlanmış, herhangi bir anda en az beklemeyi sağlayacak, dolayısıyla en çok araç geçişine olanak sağlayacak düzenek üzerinde iyileştirme hedeflenmiştir. Sabit süreli trafik politikası ile yapılan karşılaştırmada, önerilen modelin daha iyi sonuç verdiği, ilgili fazlarla tanımlanan akış yönlerinde daha fazla araç geçişinin sağlandığı belirtilmiştir.

Çoklu kavşaklar için yapılan çalışmalarından bir diğerinde araştırmacılar dinamik, gelişen bir aksiyon kümesi kullanarak Q-öğrenme tabanlı model önermişlerdir (Gaikwad, Kadarkar ve Kasbekar, 2016). Çalışmalarında, toplam kuyruk uzunlukları ölçüm ve aynı zamanda ödül mekanizması olarak seçilmiştir. Buna göre, sistemde birbirine bağlı kavşaklar için kavşaklardaki ışık sürelerini yöneten bir merkezi modül bulunmakta, her kavşak için kuyruk uzunluğu hesaplanmaktadır. Araçlar bu merkezi sisteme kavşak noktaları aracılığıyla erişmektedir. Araçlar, yaklaştığı ve geçiş ihtiyacı olduğu kavşağı modüle iletmekte, modül, talebe göre gerekli ışık sürelerini

belirlemektedir. Tek ya da daha fazla şerit sayısı ve toplamda farklı sayıda kavşak kombinasyonunun yer aldığı çalışmada, test senaryoları araçların güzergahlarına göre ayarlanmıştır. Karşılaştırmalar statik olarak tanımlı ışık sürelerine göre yapılmıştır ve toplamda önerilen modele ait seyahat süresi, hareket eden araç sayısı gibi değerlerde iyileştirme gözlemlendiği ifade edilmiştir.

Yayaların da değerlendirildiği bir diğer çalışmada araştırmacılar, çoklu kavşakların her biri için ayrı bir öğrenme modeli kurgulamıştır (Liu vd., 2017). Kavşaklar birbirleriyle bir iletişim katmanı vasıtasıyla haberleşmekte ve gerekli bilgileri paylaşmaktadır. Durum kümesinde yaya ve araç kuyruklarının uzunlukları hesaplanmaktadır. Aksiyon olarak da her kavşağın yapısına göre geçerli olabilecek faz tanımları yani faz değişiklikleri kurgulanmıştır. İlgili çalışmada ödül olarak ise, kümülatif kuyruk uzunluğu dikkate alınmıştır. Yani modelin amacı, yapılan seçimlere göre kuyruk uzunluklarını azaltmak şeklindedir. Diğer çalışmalardan farklı olarak yayaların da modele dahil edilmesinden dolayı, modelde kısıtlamalar da mevcuttur. Örneğin, yayaların kavşaklardan sağlıklı bir şekilde geçebilmeleri için bir miktar daha bekleme süresi öğrenme sürecine eklenmiştir. Yine bir gerçek hayat senaryosu olarak, trafikte adalet prensibine göre de düşünülmüş, aksiyon kümesinin içinden her durumda herhangi birinin seçimi değil, kullanılacak makul seçimler indirgenmiştir. Model sonuçlarının karşılaştırılması sabit süreli konfigürasyonlara göre verilmiştir. Buna göre toplam kuyruk uzunlukları ve bekleme sürelerinde önerilen modelin daha başarılı sonuçlar verdiği gösterilmiştir.

Vidhate ve Kulkarni (2017) yaptıkları çalışmada çoklu ajan Q-öğrenme kullanarak etkileşimli bir model geliştirmişlerdir. Önerdikleri model, dört kavşak hareketini kapsamakta ve her ajanın öğrenme sürecinde diğer ajanlarla koordineli olarak ilerlediği ortak bir hedefi iyileştirmek üzerinedir. Aksiyon olarak model, sinyal süresini artırma, azaltma ya da aynı bırakma şeklinde seçeneklere sahiptir. Durum tanımı olarak da diğer çalışmalardakine benzer şekilde kuyruk uzunlukları dikkate alınmaktadır ancak bu çalışmada kuyruk iki alt kümeye bölünmüş ve mevcut bekleyen araçlar ile gelen araçlar hesaplanmıştır. Ödül olarak da sabit değerler içerecek şekilde, araçların kavşaktan geçme durumuna göre 0 ila 3 arasında sayısal değerler verilmektedir. Öğrenme sürecinde pozitif yüksek değer alan durum ve aksiyon tanımları tercih edilmektedir. Üç farklı yaklaşıma göre modeli işletebildikleri çalışmada, sadece Q- öğrenme kullanılan durum ile karşılaştırma yapılmaktadır. Yani

önerilen etkileşimli model sonuçları, her bir kavşak için ayrıca işletilen Q- öğrenme algoritmalarının ürettiği sonuçlarla mukayese edilmiştir. Gecikme sürelerinin ağırlıklı olarak verildiği test sonuçlarına göre, çoklu ajan modelinin daha başarılı olduğu gözlemlenmektedir.

Round Robin algoritmasından da istifade edilerek trafik sinyalizasyonunda iyileştirme hedeflenen bir diğer çalışmada araştırmacılar, Q- öğrenme kullanarak trafik sinyalizasyonunda iyileştirme hedeflemiştir (Prabuchandran, Hemanth ve Bhatnagar, 2014). Çalışmada Round Robin algoritması öğrenme sürecinde fazların sıralaması için kullanılmıştır. Böylelikle trafikteki kullanıcıların kendilerine ait yeşil fazının ne zaman geleceğini daha iyi takip edebileceği ve bununla beraber trafik sinyal politikasında daha dengeli bir dağılımın olabileceği anlatılmıştır. Çalışmada en uygun yeşil faz süreleri hesaplanmıştır. Durum tanımı olarak, her kavşağa atanan ajan üzerinde olmak üzere, kavşağa ait her bir yoldaki kuyruk uzunlukları kullanılmıştır. Bu durumda çok yüksek sayıda durum tanımı çıkacağı için, her bir ajanın kendi kavşağından sorumlu olacağı ve diğerleriyle birleştirilmediği ifade edilmektedir. Nihayetinde kuyruk uzunlukları kategorik değerlere indirgenmiştir. Aksiyon kümesinde faza ait süre tutulmaktadır. Burada da boyut sorunu yaşamamak için kategorik değerler belirlenmiş, 10, 20 ve 30 saniyelik dilimler hedeflenmiştir. Ödül mekanizması olarak bu çalışmada da kuyruk uzunlukları kullanılmıştır. Çoklu ajan yaklaşımıyla her kavşağın komşusundaki kuyruklar da hesaba dahil edilmiştir. Testler 9 ve 20 kavşağa sahip ortamlarda yapılmıştır. Ortalama gecikme süresi ve ortalama duruş-kalkış gecikme sürelerine göre yapılan karşılaştırmalarda, standart sabit zamanlı politika ile, aç gözlü Q- öğrenme yaklaşımı kullanılmıştır. Önerilen modelin oldukça istikrarlı bir sonuç ürettiği ve diğer metotlardan daha başarılı olduğu gösterilmiştir.

Balaji, German ve Srinivasan (2010) yaptıkları çalışmada toplam seyahat süresini iyileştirmeyi ve gecikme sürelerini azaltmayı hedeflemişlerdir. Bir geçmiş bilgi mekanizmasının, yani en iyi politikanın saklandığı bir merkezi yapının önerildiği modelde, Q- öğrenme algoritması olarak seçilmiştir. Trafik yoğunluğu kategorik olarak bulanık mantığa dayandırılmış 3 değer içeren bir formatta belirlenmiştir. Ödül hesabında bu çalışmada da çoğunda olduğu gibi kuyruk uzunlukları dikkate alınmıştır. Komşu kavşaklardan da gelen bilgilere göre her kavşak için ayrıca değer hesaplanmıştır. Aksiyon kümesinde her bir faz için sürenin artırılması ya da azaltılması seçenekleri vardır. Amaç, yeşil ışık süresini araç yoğunluğuna göre en düşük seviyede

tutmak olarak ifade edilmiştir. Yani düşük yoğunluklu trafikte uzun bir yeşil faz süresi aksiyonu öğrenilmemelidir. 29 kavşağı içeren bir bölümde yapılan test sonuçları neticesinde, ortalama gecikme ve toplam gecikme değerleri üzerinden karşılaştırma verilmiştir. Karşılaştırmalarda da herhangi bir ajanın kullanılmadığı ya da bağımsız kullanıldığı durumlar ile, önerilen model sonuçları yansıtılmıştır. Farklı yoğun trafik senaryoları için testler yapılmıştır. Önerilen model sayesinde bekleme sürelerinin diğer yaklaşımlara göre %50 oranında azaldığı gösterilmiştir.

Çoklu kavşak söz konusu olduğunda çalışmalarda fazla sayıda kavşak kullanılması, performans değerlendirmeleri ve gerçek hayat senaryolarıyla karşılaştırma imkanını artırmaktadır. Toronto' daki geniş bir bölge için çoklu ajan kullanarak yapılan bir model çalışmasında araştırmacılar, 25000 araçlık trafiğin olduğu bir ortamda kontrollerini gerçekleştirmişlerdir (El-Tantawy ve Abdulhai, 2012). Durum tanımı olarak her faz için ayrı olmak üzere, vektörel şekilde tutulan, içerisinde mevcut yeşil ışık indeksi, geçen yeşil ışık süresi ve kuyruk uzunluğu parametrelerinden oluşan küme elemanlarıyla tanımlanmıştır. Aksiyon için de mevcut fazın yeşil süresini artırma ya da bir başka faza geçme tercih edilmiştir. Ödül hesaplamasında toplam gecikme yani bekleme süresindeki değişim dikkate alınmıştır. Buna göre, bir durumda aksiyon alındıktan sonra önceki duruma göre bekleme süreleri azalmışsa pozitif bir ödül hesaplanmış, daha fazla çıkarsa da negatif bir değer hesaplanmıştır. Böylelikle model genelinde toplam bekleme ve gecikme süreleri en aza indirgenerek trafik akışı hızlandırılmıştır. Testleri gerçekleştirirken modeli farklı versiyonlarda çalıştırdıkları çalışmalarında araştırmacılar, her bir kavşak ajanının birbiriyle etkileşim yapmadığı ve bağımsız çalıştığı durumlar ile, tüm sistemin etkileşim sağladığı ve birbirine ödül için veri ilettiği bağlı senaryolar için karşılaştırmalar sunmuşlardır. Birçok farklı parametreye göre modelin test sonuçlarının verildiği çalışmada, toplam gecikme, verim, ortalama kuyruk uzunluğu, ortalama seyahat süresi gibi değerlerin, önerdikleri modelin bağlı versiyonunda en iyi sonuçlara ulaştığı gösterilmiştir.

2.4. Acil Durum Senaryoları Çalışmaları

Trafik akışında olağan dışı durumlar ve acil durum ihtiyaçları da söz konusudur. Herhangi bir kaza durumunda kaza olan yerde trafik akışı muhtemelen değişecek, belki bazı yol ve yönler kapanacaktır. Benzer şekilde, kazanın yaşandığı yere intikal etmesi gereken ambulans/itfaiye gibi araçların geçiş üstünlüğüne sahip olması nedeniyle

kavşaklarda mevcut trafik ışığı kombinasyonundan bağımsız, mümkün olan en kısa sürede geçiş yapması gerekecektir (Geçiş Üstünlüğü Tanımı, 2022).

Literatürde bu tür araçlar için ihtiyaç duyulan trafik akışı yönetimi kapsamında çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Çalışmalar genel olarak hadisenin yaşandığı yere ulaşım ya da hastane/sağlık merkezi gibi kuruluşlara kazazedelerin en kısa sürede ulaştırılması odağındadır. Hadiselerin doğası gereği, en kısa sürede cevap verebiliyor olmak ve ihtiyacı karşılamak elzemdir.

Moroi ve Takami (2015) VANET tabanlı bir sistem önermiş ve buna göre, acil durum araçları ilgili yol üzerinde araçlar arası mesaj ileterek, gidilecek yönün açılması hedeflenmiştir. Acil durumda araç, gideceği yönü ve ulaşılacak yeri komşu araçlara aktarmakta ve aktarılan aracın aksiyon alıp şeridi boşaltması sağlanmaktadır. Bu aktarım, olay yerine ulaşana kadar devam etmektedir.

Bir başka çalışmada seyyar tüccar (*traveling salesman*) problemi baz alınarak en kısa yol hesabı yapılan strateji geliştirilmiştir (Wen-xue ve Zihui, 2010). Bu çalışmada en kısa yol hesabı yapılırken, trafik yoğunluğuna göre ağırlıklandırma kullanılmış ve seyahat süresi en kısa olacak alternatifin seçilmesi sağlanmıştır. Yani trafik akışı sürekli takip edilmiş, hedeflenen güzergaha ulaştıracak alternatifler, yoğunluk değerlerine göre sıralanmıştır ve bu sayede seyahatin daha kısa olduğu belirtilmiştir.

Al-Ostah vd. (2015) RF tabanlı sinyalizasyon düzeneği üzerinde çalışmıştır. Hem araca hem de kavşağa RF ünitesi yerleştirilmesi önerisi içeren bu çalışmada, özellikle hızlı reaksiyon hedeflendiği için doğrudan iletişimin sağlandığı ifade edilmiştir. Araç bir kavşağa yaklaştığında sinyal göndermekte ve alıcı kavşak ünitesi gerekli trafik konfigürasyonunu yapmaktadır. Acil durum aracının hareketi sırasında doğrudan ilgili kavşak sistemiyle haberleşmesi ve en kısa sürede cevabın alınıp, aksiyonun yani ışıkların uygun konuma getirilmesi hedeflenmiştir. Yapılan testlerde, RF kullanımı ile bir başka karar mekanizmasına ihtiyaç olmadan çok daha etkin bir şekilde kavşak geçişinin sağlanabileceği belirtilmiştir.

Almuraykhi ve Akhlaq (2019) yaptıkları araştırmada üç katmanlı akıllı bir trafik sistemi önermişlerdir. Fiziksel katmanda sinyal toplama, mesaj alışverişi ve veri iletişimi yöneten ara katman ile iletişim görevleri üstlenilmektedir. Uygulama, bir diğer ifadeyle hesap katmanında MQTT tabanlı, Google Maps servislerinden yararlanılarak bir tür en kısa yol hesabı yapan algoritma geliştirilmiştir. Fiziksel

katmandan alınıp, ara katman üzerinden iletilen veriler incelenmekte, anlık verilerle en kısa yol hesabı yapıp, güzergah yine ara katman üzerinden araca aktarılmaktadır. Ye ve arkadaşları acil durum senaryolarına çağrı odaklı yaklaşmış ve hizmet noktalarının optimum olmasına odaklanmışlardır (Ye vd., 2011). Buna göre, acil durum araçlarını bir bölgede en optimum noktalara yerleştirerek, tek bir merkezden çıkış yapmak yerine, olası kaza yerine en hızlı şekilde ulaşılabilir kapsama hesaplamışlardır. Araçların dağılımı, genetik algoritma tabanlı, alan hesabına bağlı olarak üretilen köşegen ağırlık değerlerine göre yapılmaktadır. Haritada tüm bölgeler buna göre kapsamakta ve araçlar söz konusu trafik ağırlıkları dikkate alınarak yerleştirilmektedir.

Diğer bir çalışmada Palle vd. (2019) birden çok unsurun bir arada çalıştığı bir tür yol/şerit açma mekanizması önermişlerdir. Arduino tabanlı, InfraRed ve diğer sensörler ile ses uyarı sistemlerinin bir bütün olarak kullanıldığı bu çalışmada amaç, acil durum aracının güzergahındaki yolu ya da şeridi boşaltmak olarak ifade edilmiştir. Güzergahı açmak için dinamik hat değiştirici mekanizma sunulmuş, sensörler vasıtasıyla yaklaşan bir acil durum aracı olduğunda, trafik akışında öndeki araçlara IR sinyaller yardımıyla yönlendirme yapılmakta ve yoğunluk diğer şeritlere kaydırılarak, arkadan gelen acil durum aracı için hareket alanı açılmaktadır.

Birbirine bağlı, otonom bir bütünleşik sistemin önerildiği bir araştırmada, insan etkileşiminin tepki süresine etki ettiği ve bu nedenle otonom iletişimin daha verimli sonuçlar üreteceği vurgulanmıştır (Li vd., 2017). Küme yönetimi mantığına göre ilerleyen bir algoritma ile, bir grup aracın iletişimini sağlayan küme sorumlusu üzerinden, etrafındaki diğer araçlara mesaj ileterek araçların ilgili yolu ya da şeridi değiştirmeleri sağlanmıştır. Trafik akışı ilerledikçe küme sorumlusu da ilerletilmekte ve bu süreç acil durum aracının geçişi sağlanana kadar devam etmektedir. Özellikle yoğun trafiğin olduğu durumlar için faydalı bir yöntem olduğu ifade edilmiş, en az hız kaybı/yavaşlama maliyetiyle en kısa sürede acil duruma müdahale imkanı olduğu vurgulanmıştır.

Bir diğer çalışmada mesajlaşmanın daha verimli yapılması için sis bilişim(*fog*) tabanlı yeni bir mesajlaşma mekanizması önerilmiştir (Feroz vd., 2021). Akıllı şehir konsepti içinde, bağlı araçlar dikkate alınarak önerilen bu çalışmada, VANET bazlı bir iletişim, araçlara en yakın sis ünitesi üzerinden sağlanmakta, merkezi bulut ile iletişimi sadece

gerekli olduğu noktada sis ile yürütmektedir. Bu şekilde mesaj iletiminin çok daha seri bir şekilde yapılabileceği, özellikle otonom araçlar düşünüldüğünde şeridin boşaltılması için mesajın en kısa sürede ulaştırılması ve işlenmesi sağlanmıştır.

2.5.Literatür Araştırmasına İlişkin Değerlendirmeler

Akıllı trafik yönetimi alanında yapılan çalışmalar genel olarak incelendiğinde, kavşaklara ait faz ce döngü politikaları, güzergah yönlendirmeleri, kavşak formunda öneriler gibi alt alanlarda odaklanıldığı görülmektedir. Kavşaklara ait ışıkların sürelerinin belirlenmesi, faz sıralamalarını tahminleme, uygun döngü süreleri bulma gibi konular, çalışmalarda daha fazla ağırlık kazanmıştır. Daha önce de ifade edildiği gibi, bu çalışmalar da odaklandığı probleme göre tek bir kavşak için izole çözüm önermekte ya da kavşakların birbiriyle etkileşimini düşünüp, daha geniş bölgeler için modeller önermektedirler. Tek kavşak söz konusu olduğunda problemin çözümü için kavşaktaki trafik verisinin etkin kullanılması önem arz etmektedir. Ancak problem, çoklu kavşak için genişletildiğinde bu sefer kavşakların bağımsız hareket imkanı, özellikle durum tanımları üzerinden çevreye ait verilerin toplanması, kavşaklar ve sistemler arası genel iletişim gibi ek maddeler de içermektedir.

Tek kavşak için yapılan araştırmalarda, Q-öğrenme kullanılan örnekler, kavşaktaki bir parametrenin iyileştirmesine yönelik olmaktadır. Ortalama kuyruk uzunluğu ya da bekleme süresi gibi bir değer, sadece o kavşak için düşünülmekte ve çevreden toplanılan veriler, buna göre işlenmektedir. Çoklu kavşak olduğunda ise, her bir kavşağın tekil etkisi ya da katkısı yerine, kümülatif süre ya da uzunluklar dikkate alınmıştır.

Çalışmalarda ortak olarak öne çıkan durumlardan birisi, hedeflenen iyileştirme alanında önerilen modellerin yüksek performans göstermeleri durumudur. Ancak yine çoğunlukla bu çalışmalarda mikroskobik değerlendirme, yani kavşaklardaki yolların, önerilen modelden etkilenme durumu detaylı raporlanmamıştır. Yani kümülatif olarak bekleme süreleri ve kuyruk uzunlukları azaltılmıştır ancak bu durumun sistemin detayında yollara ne ölçüde dağıldığı raporlamaları eksik görünmektedir. Gerçek hayat senaryoları düşünüldüğünde, işletilen trafik politikası nedeniyle bulunan bir yolda oldukça uzun bekleme sürelerinin olması, sistem genelinde çok iyi oranlarda sonuçlara ulaşılması faydasından istifade edilmediği için anlamlı olmayacaktır.

Bu alıřmada, sz konusu detay dikkate alınarak okumalar gerekleřtirilmiř ve nerilen modeller, literatrde elde edilen iyileřtirmeler zerine bina edilirken, dengeli bir dađılım hedeflenmiřtir. Yani alıřmalar incelenirken sadece toplam faydaya bakılmamıř, faydanın genelden zele yayılımı durumları da dikkate alınmıřtır. Bu blmde verilen yayınlar, sz konusu dikkat ve motivasyona gre irdelenmiřtir.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

TEORİK ÇERÇEVE VE YÖNTEMLER

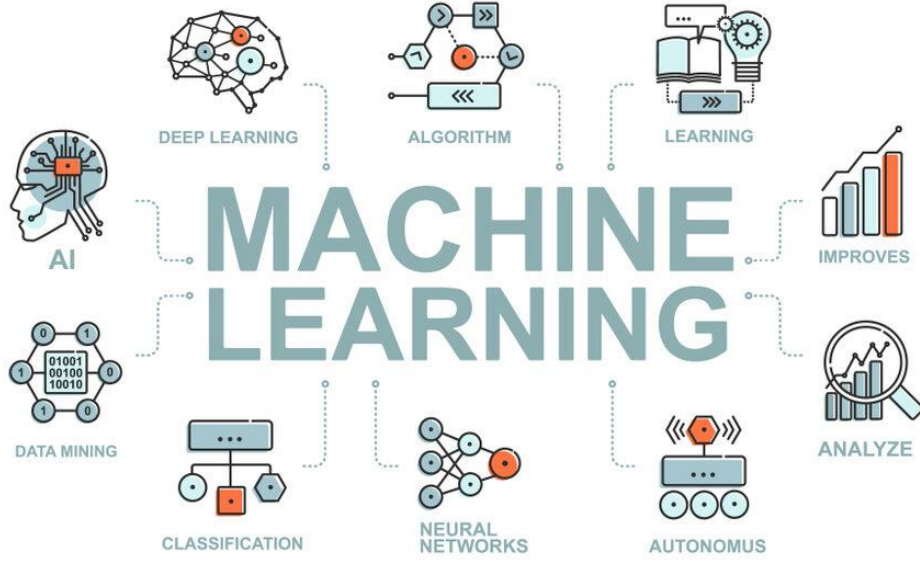
3.1. Akıllı Trafik Yönetimi Kapsamıyla Etkileşimi Olan Yöntemler

Akıllı trafik yönetimi alanında yapılan çalışmalarda birçok farklı yöntem ve algoritma göze çarpmaktadır. İstatistiksel analizin yapıldığı çalışmalar olduğu gibi, makine öğrenmesi tabanlı algoritmaların kullanıldığı adaptif sistemler de oldukça revaçtadır. Teorik çerçeve içerisinde trafik yönetimi ve kavşak sistemleri de verilmektedir. Kavşak yönetimi, sinyalizasyon, trafik akışındaki hesaplamalara göre model araştırmaları yapıldığı için bu bölümde söz konusu yaklaşımlar da ifade edilmiştir. Bu bölümde yukarıda ifade edilen çalışmalarda kullanılan bu yöntemlerle ilgili genel teorik çerçeve aktarılacak, aynı zamanda akıllı trafik yönetimi konusundaki genel tanımlar verilecektir.

3.2. Makine Öğrenmesi

Öğrenme, belli bir bilgi yığınının anlamlı bir yöntem ile kalıcı hale getirilmesi ve tekrar kullanılabilir olması sayesinde yeni muhakemeler yapabilmesi olarak ifade edilebilir. Makineler söz konusu olduğunda, makineye verilen direktifler yöntemin yerini tutmakta, aksiyon kümesi de kalıcı unsurları oluşturmaktadır. Makine öğrenmesi, insan davranışından ve bilişsel süreçten esinlenerek ortaya atılan bir bilgi toplama, işleme, anlamlandırma süreci olarak tanımlanabilir (Alpaydın, 2020).

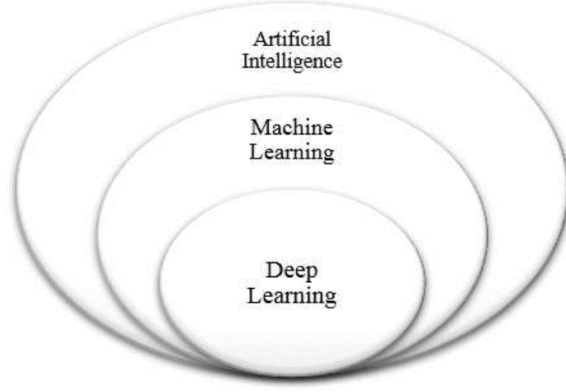
İstatistik, olasılık, veri madenciliği gibi birçok disiplin, makine öğrenmesi ile beraber kullanılabilen ve bu bilimlerin yardımıyla süreç işletilmektedir. Öğrenme sürecinde büyük veri kümelerinden, gözle görülemeyecek ilişkilerin çıkarılması, kural tanımlarının oluşturulması ya da doğru aksiyon kümelerinin üretilmesi gibi önemli faydalar vardır. Makinelerin kalıplaşmış hareketleri tekrardan bağımsız her seferinde kesin doğrulukla işleyebilmeleri, öğrenmede farklı ufukları da beraberinde getirmektedir. Şekil 3.1’ de gösterildiği gibi, makine öğrenmesi birçok disiplin ile beraber çalışır. Kimi yöntemler makine öğrenmesi için taban teşkil edip, girdi sağlarken, kimileri ise uygulama sahası olarak ortaya çıkmaktadır.



Şekil 3.1: Makine Öğrenmesi ve Etkileşimler

Kaynak: Eurix, 2022

Makine öğrenmesi yapay zekanın bir alt alanı olarak da görülmektedir. Yapay zekada bilişsel süreçler çok daha etkin beklenmektedir ve bunun için makine öğrenmesi tabanlı çalışmalar gerekmektedir. Yapay zekâ, insan zekasını simüle etmek için daha çekici bir terim olsa da makine öğrenimi, bir makinenin nasıl bilgi edindiği ve nasıl kullanılması gerektiğine ve zaman içinde nasıl daha iyi olabileceğine ilişkin kuralları anladığıyla daha fazla ilgilenir (Russel ve Norvig, 2009). Şekil 3.1 ile gösterilen etkileşim, bu gerçeği ifade etmektedir. Şekil 3.2 ise, yapay zeka ve makine öğrenmesi arasındaki ilişkinin temsili grafiği görülmektedir.

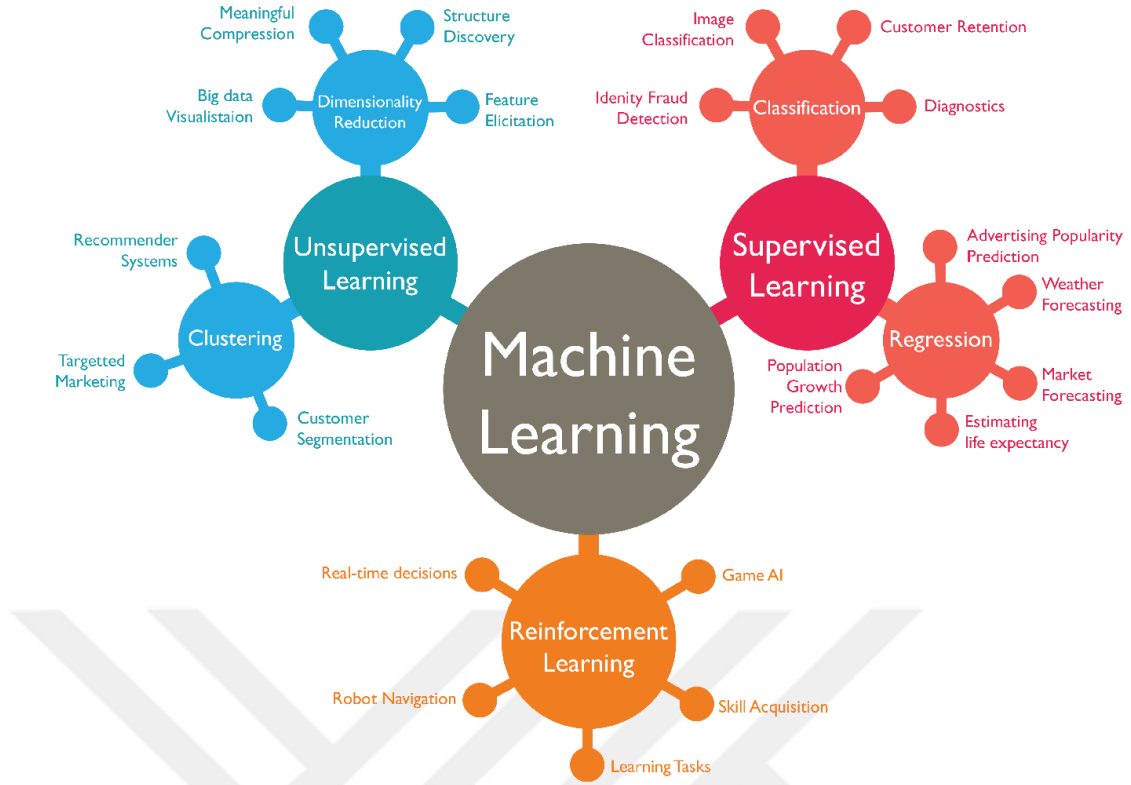


Şekil 3.2: Yapay Zeka, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme İlişkisi

Kaynak: Chollet, 2017

Makinelerin düşünme, bilişsel farkındalık etkinliklerini gerçekleştirme olasılığı ve bunu ne tür şartlar altında yapabileceği genel bir sorudur (Harnad, 2008; Epstein ve Peters, 2009). Makinelerin öğrenme süreci de bu soru etrafında şekillenir. Makineye verilecek bir değer kümesi, ya da ölçüm/performans hesabına göre öğrenme gerçekleşebilir. Öğrenmenin gerçekleşmesi için izlenecek yöntem noktasında 3 temel yaklaşım vardır. Makine için doğru örnek küme ya da olayı verip, çeşitli algoritmalar aracılığıyla benzerliğe göre yeni örnekleri tahmin edebilecek denetimli öğrenme, sadece performans/ölçü kriteri vererek makinenin bu şartlara göre eldeki veriyi işlemesiyle yürütülebilecek denetimsiz öğrenme ve makineye performans ölçütü verilirken geri bildirim ile destek sağlanarak, bu iki yaklaşım arasında kalacak pekiştirmeli öğrenme. Bu yaklaşımlar, kendi doğası gereği farklı problemler için daha etkin ve uygun çözüm yöntemleri olarak da ayrılmaktadırlar.

Şekil 3.3 üzerinde gösterildiği gibi, makine öğrenmesindeki alt yaklaşımlar ve her yaklaşımın en uygun kullanım alanları çeşitlilik arz etmektedir. Problemin doğasına göre bir ya da birden çok yaklaşımın kullanımı söz konusu olabilir. Tersini düşünülürse, doğru yöntem ve algoritma seçilmezse başarısı bilinen makine öğrenmesi metodlarının istenilen verimi sağlayamaması kaçınılmazdır. Bu nedenle problemin irdelenip, uygun yaklaşım ve algoritmaların belirlenmesi, gerekli ön çalışmanın ve araştırmanın yapılması problemin çözümünde yer alan adımlardandır.



Şekil 3.3: Makine Öğrenmesi Uygulamaları

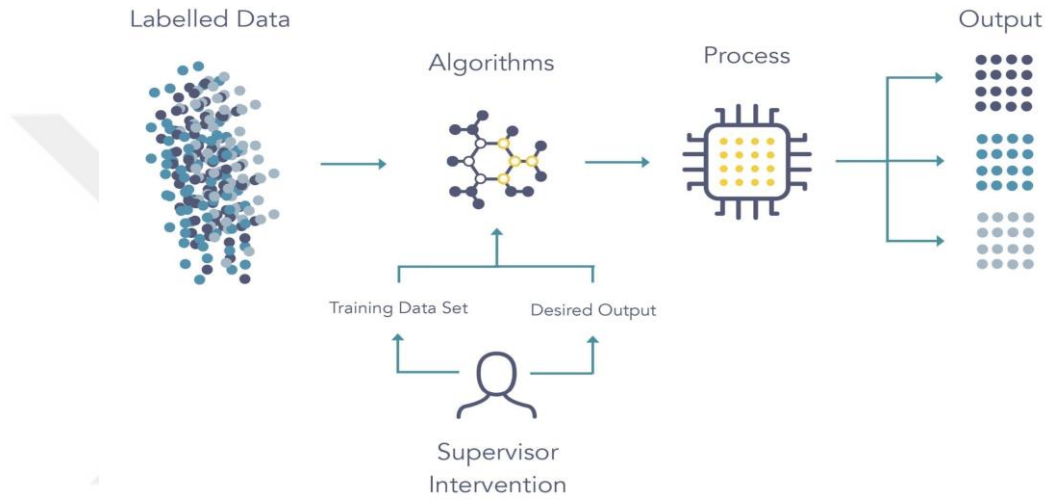
Kaynak: Shewan, 2021

Şekilde ifade edilen alt alanlardan gözetimli öğrenme (*supervised learning*), makinelerin algoritmaları işletirken doğru kümeleri yani beklenen değerleri alması, makinelere bu değerlerin beslenmesiyle ilerleyen yaklaşımı ifade eder. Gözetimsiz öğrenme (*unsupervised learning*), makinelere sadece beklenen çıktılar ya da kümelerin verildiği, bir doğru değer tanımının yapılmadığı ve algoritmaların veriler arasındaki ilişkileri tespit edip, sonuç ürettiği yaklaşımdır. Pekiştirmeli öğrenme (*reinforcement learning*) ise, makinelere sonuç kümesinin ya da doğru değerlerin verilmediği, ancak üretilen çıktılarının doğruluğuna yönlendirecek bir ödül ya da ceza mekanizmasıyla geribildirim sağlanarak öğrenmenin yapıldığı yaklaşımdır. Aşağıda bu 3 alt yöntem detaylı ifade edilmiştir.

3.2.1. Gözetimli Öğrenme

Öğrenme sürecinde hedeflenen çıktılarının bir eğitim kümesi olarak makineye verilmesi ve bu doğru örnekler üzerinden yeni gelecek durumların tahmini sürecine denetimli öğrenme denilebilir. Bu yaklaşımda istenilen sonuç, makineye öncesinden

verilmektedir. Gözetimli öğrenme daha çok iki tür problem için kullanılmaktadır: sınıflandırma ve regresyon. Sınıflandırmada bir küme içerisindeki elemanların, bağlamına göre etiketlenilmesi, ortak özelliklerine göre, daha önce belirlenmiş bir sınıfa dahil edilmesi işlemidir. Regresyon ise girdi parametreleri arasındaki ilişkileri ölçüp, tahmin değer üretme işlemi olarak düşünülebilir (IBM Cloud, 2020). Yapay sinir ağları, lineer regresyon, K-en yakın komşu algoritmaları bu eğitim yaklaşımında kullanılan algoritmalarındandır.



Şekil 3.4: Gözetimli Öğrenme Süreci

Kaynak: Grieve, 2020

Yapay sinir ağları, insanın öğrenme sürecini taklit eden bir algoritmadır (Farley ve Clark, 1954). Beyin hücrelerinin yapısına göre düzenlenmiş unsurlar kullanılmakta ve geri besleme yöntemiyle öğrenme derinleştirilmektedir. Sinir ağında genelde birden çok katman bulunur. Girdi katmanında kullanılacak parametrelere göre algılayıcılar vardır. Bu alanlar sayesinde modele veri girişi sağlanır. Çıktı katmanında ise, hedeflenen öğrenme sonucu, üretilmesi istenen veri türü verilir. Ara katmanlar, öğrenmenin gerçekleştiği kara kutu kısımdır. Burada her bir nöron, bir sonraki katmandaki diğer nöronlarla etkileşim halindedir. Öğrenme sürecinde bir maliyet fonksiyonu kullanılır. Girdiler bu fonksiyondan geçirilerek, ağdaki katmanlara yayılır. Öğrenme de asıl olarak bu yayılım sayesinde gerçekleşir. Yani yapay sinir ağında tecrübe edilen değer, geriye doğru ilgili tüm nöronlara yansıtılır ve öğrenme

gerçekleşmiş olur. Yapay sinir ağları ile birçok farklı problem için çözüm geliştirilebilmektedir. Sonuç değeri tahmin etme, verileri ilişkilendirme, veri yorumlama gibi problemlerde uygulanabilir. Pratikte örnek verilecek olursa, eldeki verilerle döviz kuru tahmini için yapay sinir ağları kullanılabilir.

K-en yakın komşu algoritmasında sınıflandırma hedeflenmektedir. İstenilen sınıf kümesi ve ortak özellikleri belirtilir ve veriden bu kümelere uygun düşecek girdileri ayrıştırması beklenir (Altman, 1992). Örnek olarak kredi risk derecelendirme verilebilir. Bu tür bir uygulamada girdilerde parametrelere göre risk grupları birer küme olarak belirtilir ve yeni gelen örnekler, parametrelerin ortak özelliklerine göre kümeye dahil edilir.

Gözetimli öğrenmede, öğrenme sürecine dahil edilecek parametrelerin seçimi önem arz etmektedir. Yani makineler öğrenme sürecinde istenilen çıktıların eşleştirildiği kümeleri alırken, bu küme içerisinde veri setinde dikkate alınması gereken parametreler de verilmektedir. Bu süreci gerçekleştirmek için öğrenme öncesinde boyut indirgeme kullanılmaktadır (Yıldız ve Sevim, 2016). Boyut indirgeme, öğrenmede ya da çıktı olarak istenilen verilerle arasındaki ilişkinin zayıf olduğu kümelerde, sadece gerekli ve yeterli parametrelerle çalışılıp, yan etkilerin azaltılmasını sağlar. Boyut indirgeme bir ön çalışmadır ve algoritmaların daha iyi performans verebilmeleri için özellikle geniş veri kümelerinde uygulanması istenilen sonuçlara ulaşmayı kolaylaştıracaktır.

Öğrenme sürecinde veri kümesi tümüyle öğrenme adımına dahil edilmez. Veri kümesinin bir kısmı, test sürecinde değerlendirilir ve validasyon sağlanır. Bu yöntem çapraz doğrulama denilmektedir (Grossman vd., 2010). Genelde veri kümesinin yüzde 20 oranındaki bir bölümü, test için ayrılmaktadır. Bu ayrılan veri, öğrenme girdisi olarak sunulmaz ve model öğrenmeyi tamamladığında bahsi geçen test verisi üzerinden başarı ölçümü yapılır. Çapraz doğrulama için ayrılacak veri için farklı yaklaşımlar olabilir. Rastgele bir bölüm seçilebileceği gibi, verinin yapısına göre her değişimden ölçülmüş örneklem de alınabilir.

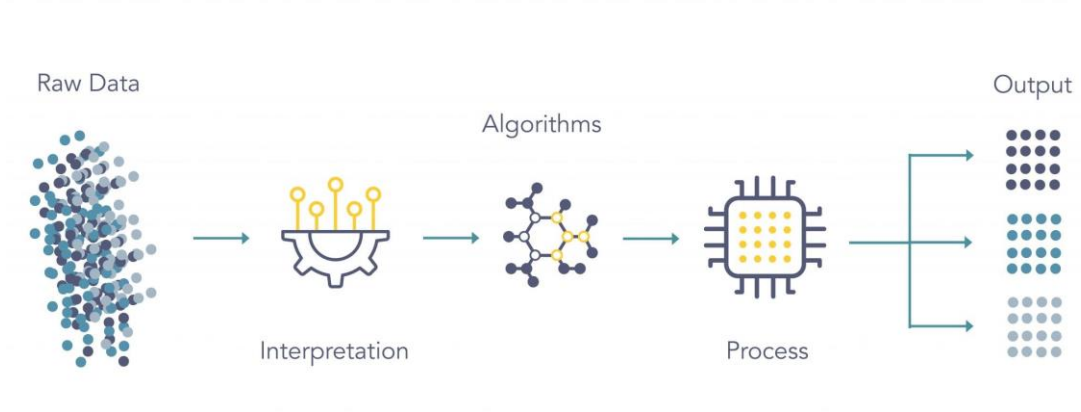
Aslında tüm öğrenme aşamaları için geçerli olsa da, sonuç değerlerinin verildiği gözetimli öğrenmede etkisinin daha fazla görüldüğü bir durum vardır. Ezberleme olarak ifade edilen bu durum, ihtiyaç duyulandan çok girdinin sunulması ya da öğrenme döngüsünün uzatılması neticesinde aslında makinenin öğrenmesi değil,

mevcut verileri ezberlemesi şeklinde bir sorun ortaya çıkarır (Smith, 2014). Yani daha sonra gelecek test verileri ya da gerçek veriler, öğrenme aşamasında benzetim yapılamazsa tahminleme ile değil, en yakın ezberlenmiş değerle karşılık bulacaktır. Tersini durumda ise, modelin az miktarda veri ile ya da parametre ile öğretilmesi söz konusudur. Bu sefer de istenilen tahmin değerlerini üretecek kadar veri olmayacağı için, sağlıklı sonuçlar elde edilemeyebilir.

3.2.2. Gözetimsiz Öğrenme

Gözetimsiz öğrenme, veri setinde ön çalışma ya da istatistiksel çıkarımlarla ortaya çıkarılması mümkün olmayan bazı ortak özellikleri ve bunların ağırlıkları ile, diğer özellikler arasındaki ilişkileri göstermede kullanılabilir. Bu yaklaşımda makinenin veriler arasındaki gizli ilişkileri ortaya çıkarması hedeflenmektedir. Veri kümesini analiz edip, veriler arasındaki ilişkileri bularak, daha önce bilinmeyen ve dışarıdan verilmeyen belli kümelere, ortak sınıflara ayırma işlemidir (Hinton ve Sejnowski, 1999).

Gözetimsiz öğrenme için de bir veri seti seti vardır ancak küme içinde herhangi bir etiket, açıkça makineyi yönlendirecek istenilen sonuç değeri yoktur. Bunun yerine, olabilecek ayırım sayısı, küme sayısı gibi parametreler sunulmaktadır. Makinelerin algoritmalar vasıtasıyla sadece beklenen sonuç grupları beslenerek öğrenmesini sağlamak, hangi verilerin değerlendirmeye alınacağı sorunsalını ortaya çıkarır. Yani bir problem kümesinde birçok parametre olabilir ancak bunlar, öğrenmede önemsiz olabilir ya da yeterli öncelikleri olmayabilir. Bu tip durumlar için boyut indirgeme işlemleri de yapılmaktadır (Podil ve Novovicova, 1998).



Şekil 3.5: Gözetimsiz Öğrenme Süreci

Kaynak: Grieve, 2020

Gözetimsiz öğrenmede en çok kümeleme işlemleri yapılmaktadır ve en bilinen algoritma, K-ortalama algoritmasıdır. Burada K sayısı kadar küme, ortak özellik içeren veri bileşeni belirtilir. Algoritma buna göre verileri sınıflandırır (IBM Cloud, 2020). Ham data, öğrenme sürecinde dışarıdan verilen K adet kümeye ayrılacak şekilde ölçümlenir. Algoritmanın genel işleyişi aşağıda verilmektedir.

```
## K-Means Clustering
```

1. Choose the number of clusters(K) and obtain the data points
2. Place the centroids c_1, c_2, \dots, c_k randomly
3. Repeat steps 4 and 5 until convergence or until the end of a fixed number of iterations
4. for each data point x_i :
 - find the nearest centroid($c_1, c_2 \dots c_k$)
 - assign the point to that cluster
5. for each cluster $j = 1..k$
 - new centroid = mean of all points assigned to that cluster
6. End

Şekil 3.6: K-Ortalama Algoritma Adımları

Kümeler oluşturulurken, küme içindeki dağılımın en küçük olması, yani özellik gruplarına göre birbirine en yakın elemanların toplanması hedeflenir. Bunun için elemanlar arasındaki uzaklık hesapları değerlendirilir. En çok kullanılan

hesaplamalardan biri Öklid uzaklığıdır. Algoritma küme içindeki dağılımı en yakın ölçüğe getirirken, aşağıdaki formüle göre hesaplama yapmaktadır:

$$\operatorname{argmin}_s = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 = \operatorname{argmin}_s = \sum_{i=0}^k |S_i| \operatorname{Var} S_i \quad (3.1)$$

Kümelere ait elemanların yakınlıkları ve ortaya çıkacak sonuçlar, başlangıç noktalarının da verilmesi ya da K sayısının değiştirilmesiyle tamamen farklı olabilir. Öğrenme sürecinde başlangıç noktaları, kümelere ait orta noktalar kimi durumlarda verilere ait ön işleme ile belirlenir. Özellikle birbirine yakın konumda olan elemanlar için küme aitliği, orta noktanın değişmesiyle farklı olabilmektedir. Her bir elemanın orta noktaya yakınlığı ve küme içindeki yeri de değerlendirmelerde kullanılabilir.

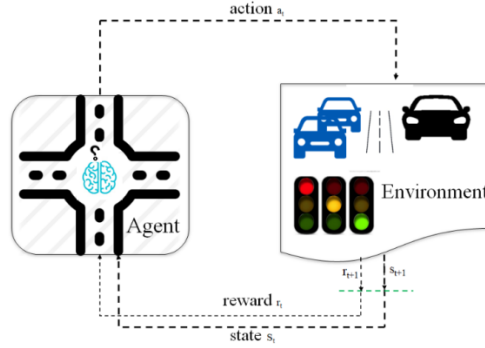
Gözetimsiz öğrenmede etiketlenmiş, sonuç değeri bilinen elemanlar olmadığı için çapraz kontrol, kümelerin dağılımı incelenerek yapılabilir. Yani kümelerin kapsamı ve içerisindeki elemanların mantıksal dağılımı incelenerek gerekli olduğu durumda K değeri değiştirilip, algoritma tekrar çalıştırılabilir. Test için kullanılacak bir doğru küme verisi olmadığı için, gözetimli öğrenmeden farklı olarak çıkan sonucun mantıksal analizi gerekmektedir.

3.2.3. Pekiştirmeli Öğrenme

Akıllı aktörlerin, içerisinde buldukları ortam ile etkileşime geçerek, hedeflenen bir toplam fayda değerini artırmayı gözeterek öğrendiği modele pekiştirmeli öğrenme denilmektedir (Sutton ve Barto, 1998). Gözetimli öğrenmede istenilen sonuç, eğitim kümesi ile doğrudan sunulmakta iken, pekiştirmeli öğrenmede sadece performans kriteri ya da hedeflenen ödül değeri belirtilmekte, haricinde bir ön bilgi ya da eğitim gerekmemektedir. Gözetimsiz öğrenmeden farklı olarak da geri bildirim süreci ile öğrenme adımı alın bir aksiyonun hedeflenen ödül değerine ne kadar uygun olduğuna göre tekrar girdi sunmasıdır.

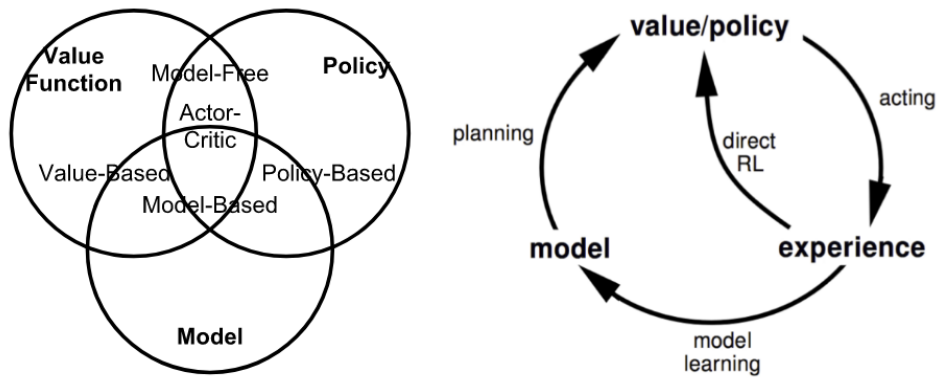
Asıl olarak bir Markov karar süreci olarak tasarlanan pekiştirmeli öğrenmede, eğitim bilimlerindeki geribildirim, deneyerek öğrenme prensibi dikkate alınmaktadır (Feyzabadi ve Carpin, 2014). Etkileşim içinde olunan bir ortam, karar verici bir aktör ve karar sürecinde kullanılan bir ödül mekanizması üçlüsünden oluşmaktadır. Gözleme dayalı, seçilen aksiyonun etkisini ölçen, ardından elde edilen tecrübeye göre

daha doğru kararlar verilebilin bir yaklaşımdır. Aşağıda bu unsurlar arasındaki etkileşim gösterilmektedir.



Şekil 3.7: Pekiştirmeli Öğrenme Süreci

Aktörün gözlem sonrasında vereceği karar için de iki seçeneği bulunmaktadır: keşif ya da sömürü(bilinen en iyi seçim). Bu seçeneklerde karar/eylem, belli bir küme içerisinde seçilirken ya bilinen en iyi değer tercih edilir ya da rastgele bir aksiyon tercih edilir. Yani tercih edilecek aksiyon, ihtimaller içerisinde bilinen bir değer ya da ölçüye göre (en yüksek ödülü olan) ya da herhangi bir ölçüt olmaksızın rastgele seçilir. Öğrenme sürecinin başlarında henüz makinenin tecrübeye sahip olmaması nedeniyle daha fazla keşif yapması beklenir. Ancak makine öğrendikçe ve bir model geliştikçe daha çok bilinen en iyi yöntem tercih edilmeye başlanır ve rastgele seçimler azalır.



Şekil 3.8: Pekiştirmeli Öğrenmede Yer Alan Kırılımlar

Kaynak: Weng, 2018

Pekiştirmeli öğrenmede model tabanlı öğrenme süreci gerçekleştiren ya da model kullanımına ihtiyaç olmadan öğrenme sağlayan yaklaşımlar vardır. Model tabanlı öğrenmede makineler, ilgili bağlamda davranış ve seçimleri doğrudan olmayan, hedef model üzerinden öğrenmektedirler. Monte Carlo metotları bu öğrenme yönteminde kullanılabilir. Model bağımsız öğrenme modelinde ise, ödül mekanizmasına bağlı olarak ön tanımlı bir kural bütünü yoktur. Makineler, tamamen ortamdan elde ettiği tecrübelerle öğrenme gerçekleştirirler. Yani model tabanlı öğrenmede planlama odakta iken, model bağımsız yaklaşımda tecrübeye bağlı öğrenme odaklıdır.

Model bağımsız yöntemler içerisinde Q-öğrenme ve SARSA belirtilebilir. Her iki yöntem de temelde zamansal fark yöntemlerine dayanmaktadır ve tecrübeler arasındaki fark üzerine öğrenme sağlar. SARSA, öğrenme sürecinde bir karar kümesi (*on-policy*) kullanmaktadır. Buna göre, öğrenme gerçekleştirilirken asıl olarak bir hedef karar kümesi doğrulanmış olmaktadır. SARSA öğrenme sürecine ait formül aşağıda verilmiştir.

$$Q(st, at) \leftarrow Q_t(st, at) + \alpha[rt + \gamma Q(st+1, at+1) - Q_t(st, at)] \quad (3.2)$$

Q- öğrenme ise bu tür bir bilgi kullanmaz (*off-policy*). Q- öğrenme içerisinde tamamen tecrübelerden sonuç kümesi oluşturma tercihi vardır. Q- öğrenme aşağıdaki bağıntıya göre öğrenme sürecini gerçekleştirmektedir. Formülde ifade edilen α öğrenme oranını (*learning rate*), γ indirim faktörü (*discount factor*) olarak ifade edilmektedir. $Q_t(st, at)$ mevcut durum-aksiyon tanımını, $Q_{t+1}(st, at)$ seçim sonrası oluşan durum-aksiyon tanımını ifade eder. $\text{Max}Q_t(st+1, a)$ bir sonraki adımda elde edilebilecek en yüksek ödül değeridir. Öğrenme sürecinde amaç, her adımda olası en yüksek ödül değerini ya da en düşük ceza değerini verecek seçimleri gerçekleştirmektir.

$$Q_{t+1}(st, at) \leftarrow Q_t(st, at) + \alpha[rt + 1 + \gamma \text{Max}Q_t(st+1, a) - Q_t(st, at)] \quad (3.3)$$



Şekil 3.9: Q- öğrenme ve SARSA Adımlarının Karşılaştırılması

Kaynak: Nguyen, Nguyen ve Nahavandi, 2017

Öğrenme oranı, model öğrenmeye devam ederken, yeni örneklemin mevcut bilinen üzerindeki etkisi olarak ifade edilebilir (Murphy, 2012). Yani yeni öğrenilen değerin, eski bilinen değere etkisi, ya da güncelleme oranı denilebilir. Genelde 0 ile 1 arasında bir değer olarak seçilmektedir. Sıfıra yakın değerler seçildiğinde model yeni örneklemlerden daha az öğrenirken, bire yakın bir değer, tersi olarak yeni örneklemlerin ağırlık kazandığı, yani modelin daha fazla öğrenme yaptığı durumdur. Düşünüldüğünde, genelde döngü sayısına bağlı olarak zamanla öğrenme değeri bire

yakın bir değerden sıfıra yakın bir değere doğru çekilir. Bir başka ifadeyle öğrenme oranı sayısal olarak döngü sayısı arttıkça azalır. Bu sayede ilk başlarda bilgisi az olan model daha fazla öğrenirken, zamanla öğrendiklerini daha fazla tecrübe edebilir ve bu aksiyonların tercih edilmesini sağlar. İndirim değeri ise, gelecek ödüllerin etkisidir (François-Lavet, Fonteneau ve Ernst, 2015). Yani Q-öğrenme için her adımda bir sonraki adımdan da gelecek ödül değeri hesaplandığı için, bu değer ne kadar etki edeceği hesaplanmış olmaktadır. Öğrenme değerine benzer şekilde 0 ile 1 arasındaki değerler seçilebilir. Sıfıra yakın seçildiğinde model anlık durumları, içerisinde bulunan durumdaki ödülleri daha fazla dikkate alırken, bire yakın değerlerde gelecek adımlarda elde edilecek ödül değeri anlam kazanmaktadır. Burada da öğrenme sürecinde döngü içerisinde zamanda indirim değerinin değiştirilmesi uygulanabilir.

Öğrenme oranı ve indirim haricinde Q-öğrenme için keşif (*explore*) ve sömürme (*exploit*) olarak iki kavram da üzerinde durulması gereken konulardandır. Model öğrenme gerçekleştirirken, seçim yapabileceği durum kümesinden rastgele bir tercihte bulunabilir. Bu durum keşif olarak adlandırılır (ML Compiled, 2018). Diğer durumda ise, ilgili durum kümesinde aksiyon değeri yani ödülü en yüksek olan duruma gitmek tercih edilir. Bu da sömürme olarak ifade edilmektedir (ML Compiled, 2018). Modelin öğrenme sürecinde daha fazla keşif yapması, yani ilk etapta içerisinde bulunduğu ortam hakkında bilgi sahibi olmak için ihtimalleri geniş tutması gerekmektedir. Öğrenme belli bir doygunluğa ulaştığında ise, artık bilinen en iyi seçimleri daha fazla denemesi ve öğrenmesi makul kabul edilmektedir. Eğer model erken sürede sömürme politikasına yönelirse, daha iyi seçenekleri değerlendirmemiş olabilir. Benzer şekilde keşfin çok fazla yapılması durumunda ise öğrenilen değerlerde ağırlıklar belli bir seçim kümesini net ortaya çıkaracak kadar ayrılmayabilir. Bu tip durumlarda da istenilen çıktılar alınamayabilir.

Keşif yaparken, belli bir politika gözetilip, modelin olası seçimlerden rastgele fakat makul olanlarına yönlendirilmesi düşünülebilir. Bunu gerçekleştirmek için de sezgisel yöntemler ya da yaklaşımlar değerlendirilebilir. Ayrıca çözümü üzerinde çalışılan probleme göre ön bilgi toplanıp, olası keşif oranı ya da küme içerisinde mantıksal arama alanları belirlenebilir.

Pekiştirmeli öğrenme sürecinde kullanılan bir diğer alt alan da, ajan kurgusudur. Yani öğrenmeyi gerçekleştirecek unsur, ajan, modelde kaç tane olacak ve ne tür bir iletişimi sağlayacak seçimine göre öğrenme detayları da değişmektedir. Tek bir ajan ile

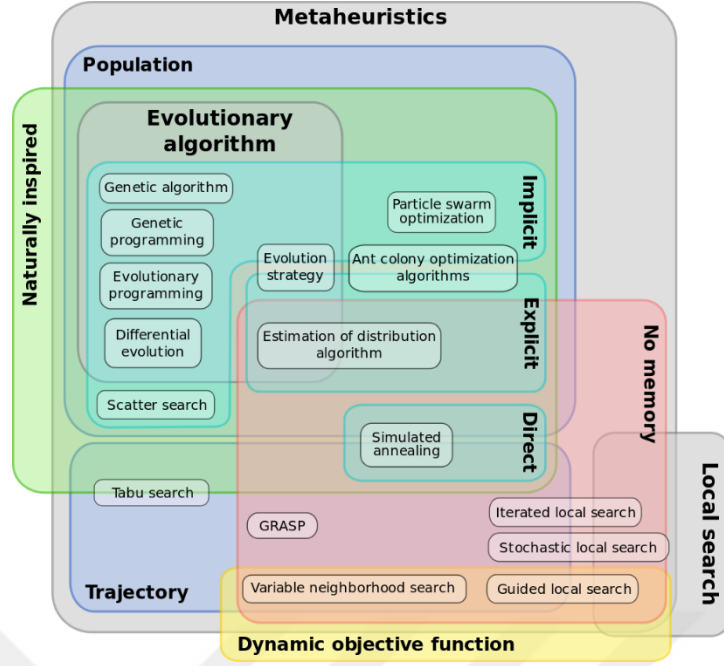
problemin çözülebileceği, tek bir öğrenme ve aksiyon noktası olabileceği gibi, çoklu ajanların kullanımı da söz konusu olmaktadır. Çoklu ajan kullanımı varken, her bir ajan bağımsız bir öğrenme gerçekleştirebilir. Ancak çoğunlukla ajanların bir kümülatif hedef üzerinde etkileri ve görevleri vardır. Bir başka ifadeyle, her bir ajan toplam bir hedef için çalışmaktadır.

3.3. Sezgisel Yöntemler

Sezgisel yöntemler problem çözme tekniğinde geçerli genel yaklaşımları ifade etmektedir (Kenny, Nathal ve Saldana, 2014). Özellikle optimizasyon problemlerinde, problem çözüm zamanını azaltan ve kabul edilebilir iyi çözümler sunan yöntemler olarak ifade etmektedir. Yöntemlerin kesin olarak en iyi çözümü bulduğu garanti edilmez ancak kullandıkları yaklaşımlarla olası en iyi çözümler arasından birini bulması beklenir. Problemler büyüdükçe çözüm için olası arama kümesi ve aralarındaki bağıntı da duruma göre üstel ölçüde artabilir. Bu tür durumlarda sezgisel yöntemler kullanılarak süreci kısaltmak mümkün olmaktadır. Örnek olarak tepe tırmanma, en iyi öncelikli arama, tabu arama gibi algoritmalar sayılabilir.

3.3.1. Meta Sezgisel Yöntemler

Meta Sezgisel algoritmalar, sezgisel yöntemlerin daha üst ölçekte düşünülen bir yaklaşımı olarak değerlendirilebilir. Buna göre, probleme ilişkin çözümü sunan, üreten ya da belli bir küme içerisinde en uygun olanı seçen bir üst seviye problem çözüm tekniğidir (Bianchi vd., 2009). Özellikle problem kümesinde eksik ya da tamamlanmamış örneklerin çok olduğu durumlarda, genelleme yoluna gidebilmesi nedeniyle çözüm sunmada başarılı olduğu ifade edilmektedir (Blum ve Roli, 2003).



Şekil 3.10: Meta Sezgisel Yöntemler

Kaynak: Wikipedia, 2017

Tabu arama, optimizasyon yapılacak hedef küme içinde denenmiş örneklerin geçmiş listesinde tutulması ve olası en uygun adayın geçmiş listesinden seçilmesi şeklinde çalışan bir algoritmadır (Glover ve Laguna, 1997). Algoritmaya göre, her döngüde olası en iyi opsiyon seçilir ve değerlendirme ölçütüne göre seçilen çözüm yönteminin başarı oranı, uyumluluk oranı hesaplanır. Her döngüde bilinen en iyi seçim gerekli olduğu durumda güncellenir. Algoritmanın döngü sayısının sonuna gelmesi ya da hedeflenen uygunluk oranına erişilmesi durumunda işlem tamamlanmış olur.

Başlangıçta tabu listesi boş kalır, algoritma değerlendirmeleri ilerlettikçe arama yapılırken bakılmaması gereken komşuluk ya da yönler tabu listesine eklenir. Hangi seçimin iyi olduğu, uygunluk fonksiyonuna göre belirlenmektedir. Her bir seçim için, bilinen en iyi opsiyon, yeni örneklemden elde edilen değere göre karşılaştırılır. Uygunluk fonksiyonu problemin uygulandığı alana göre seçilebilir. Eğer değerlendirilen seçim, mevcut listede yer alan bilinen en iyi seçimden daha başarılı ya da istenilen sonuca yakın değer üretiyorsa, listede güncelleme yapılır ve bu komşuluğa yakın potansiyel değerler dikkate alınır. Dolayısıyla listeden de uzak aşamada olan seçim çıkarılır.

Tabu aramada, kullanılacak hafıza, liste boyutu için kısa dönemli, orta dönemli ve uzun dönemli olarak adlandırılabilen alternatiflerde tanımlanabilmektedir. Kısa dönem arama söz konusu ise, potansiyel bir aday bulunduğu tekrar seçim olmaması için tabu listesine ekler ve kontrolleri kısaltır. Uzun dönem aramada, arama yapılacak elemanlar için bölgesel atlamalar ya da transferler de dikkate alınır. Orta dönemli için durum, arama yönünü ya da bölgesini potansiyel adayın tespit edildiği noktalara çekmekle sağlanan bir yaklaşım geçerlidir. Pratikte bu ayrımlar, birbirleri ile etkileşimli ve geçişken olabilmektedir.

Tabu aramada önemli noktalardan biri, yerel maksimum noktasına ulaşma sorunsalıdır (Gamboa, Rego ve Glover, 2005). Döngü içerisinde olası en iyi seçim ile ilerlerken güncelleme yapıldığı durumda, aday listesinin döngüyü durdurma kriterini tetikleyecek bir yerel en iyi değer olması riski vardır. Bu tür sorunları gidermek için döngünün sonlanmasına etki edecek kriter listesi tekrar sayısı ve problemin doğasına göre önceden belirlenmiş bazı limit değerleri içerebilir.

```

1 sBest ← s0
2 bestCandidate ← s0
3 tabuList ← []
4 tabuList.push(s0)
5 while (not stoppingCondition())
6     sNeighborhood ← getNeighbors(bestCandidate)
7     bestCandidate ← sNeighborhood[0]
8     for (sCandidate in sNeighborhood)
9         if ( (not tabuList.contains(sCandidate)) and (fitness(sCandidate) > fitness(bestCandidate)) )
10            bestCandidate ← sCandidate
11        end
12    end
13    if (fitness(bestCandidate) > fitness(sBest))
14        sBest ← bestCandidate
15    end
16    tabuList.push(bestCandidate)
17    if (tabuList.size > maxTabuSize)
18        tabuList.removeFirst()
19    end
20 end
21 return sBest

```

Şekil 3.11: Tabu Arama Adımları

Tabu arama sayesinde, özellikle geniş çaplı aramaların yapılması gerektiği problemlerde algoritmalara potansiyel olarak daha verimli bölgelere odaklanılması ve daha tasarruflu ve belli bir ölçüme dayalı optimizasyon imkanı sunulmaktadır. Rastgele değer seçimi ya da sömürü türünde bir algoritma kullanılarak kaynak ve zaman yoğun işlemler yerine, özellikle uygunluk fonksiyonu sayesinde daha etkin bir süreç işletilebilmektedir (Gamboa, Rego ve Glover, 2005).

3.4. Baęlam Bilinçli Sistemler

Baęlam bilinç kavramı ilk olarak Schilit tarafından 1994 yılında ortaya atılmıştır. Tanıma göre baęlam bilinç, bilgisayarların içerisinde buldukları ortam ve durum ile ilgili bilgi sahibi olabilmesi, ortam ile etkileşime geçip aksiyon alabilmesidir (Schilit, Adams ve Want, 1994). Bu tanımın bir başka ifadesine göre ise bir sistemsel varlığın tanımı ve değerlendirilmesinde kullanılacak tüm bilgilerdir. İki tanımı birlikte düşündüğümüzde, baęlam bilinç kavramı, makinelerin içerisinde buldukları ortam hakkında bilgi sahibi olabilmesi ve gerekli durumlarda ortama katkı sunabilmeleri olarak ifade edilebilir. Baęlam bilinç içerisinde konum, zaman gibi temel kavramlar girebilmektedir.

Baęlam bilinçli sistemler, baęlam oluşumu için gerekli bilginin toplanması, soyutlanması, kategorize edilmesi ve anlamlandırılması konularında çalışabilmektedir. Yaygın bilişim kavramı altında daha da anlam kazanan baęlam bilinçli sistemler, makinelerin daha akıllı/duyarlı bilgi almalarına ve karar aşamalarında daha doğru sonuç üretmelerine imkan tanımaktadır. Düşünüldüğünde, makineler kendilerine tanımlanan akışa göre bilgi toplar, sınıflandırır ya da aksiyon alır. Baęlam kavramı ile beslenen bu süreçte daha akıllı karar ve ilerlemeler sağlanabilmektedir. Son yıllarda artan baęlı cihazlar ve internet tabanlı nesnelere göz önünde bulundurulduğunda, her cihaz ya da etkileşimli cihaz kümesi için baęlam bilinçli sistem tasarımı, akıllı nesnelere oluşturulmasında katkı sağlamaktadır (Bolchini vd., 2007).

Baęlam bilinçli bir sistemde, çevre-sistem etkileşiminde veri toplama, sınıflandırma ve aksiyon belirleme gibi işlemlerin sağlanabilmesi için, çevreden edinilenlerin de bir düzene baęlı olması beklenir. Kim, ne, nasıl, ne zaman gibi en temel sorular üzerine kurgulanacak düzen, baęlamı yani mantıksal algılayıcı katmanı oluşturacaktır. Bu sorular ışığında ilerlemek, gözlemi daha kolay bir şekilde sisteme entegre etmeyi de destekleyecektir.

Trafik yönetimi bakış açısıyla baęlam bilinç kavramı değerlendirildiğinde, trafikte üretilen verilerin anlamlandırılması, önceliklendirilmesi, kimilerinin hariç tutulması ve durum tanımından daha etkin istifade edilmesi için ilişkilerin kurulması ön plana çıkmaktadır. Herhangi bir anda trafiğin anlık resmi, ilgilenilen ana konuya göre kuyruk uzunlukları, faz tanımları ya da kullanılan yeşil süresi gibi parametreleri içerebilir.

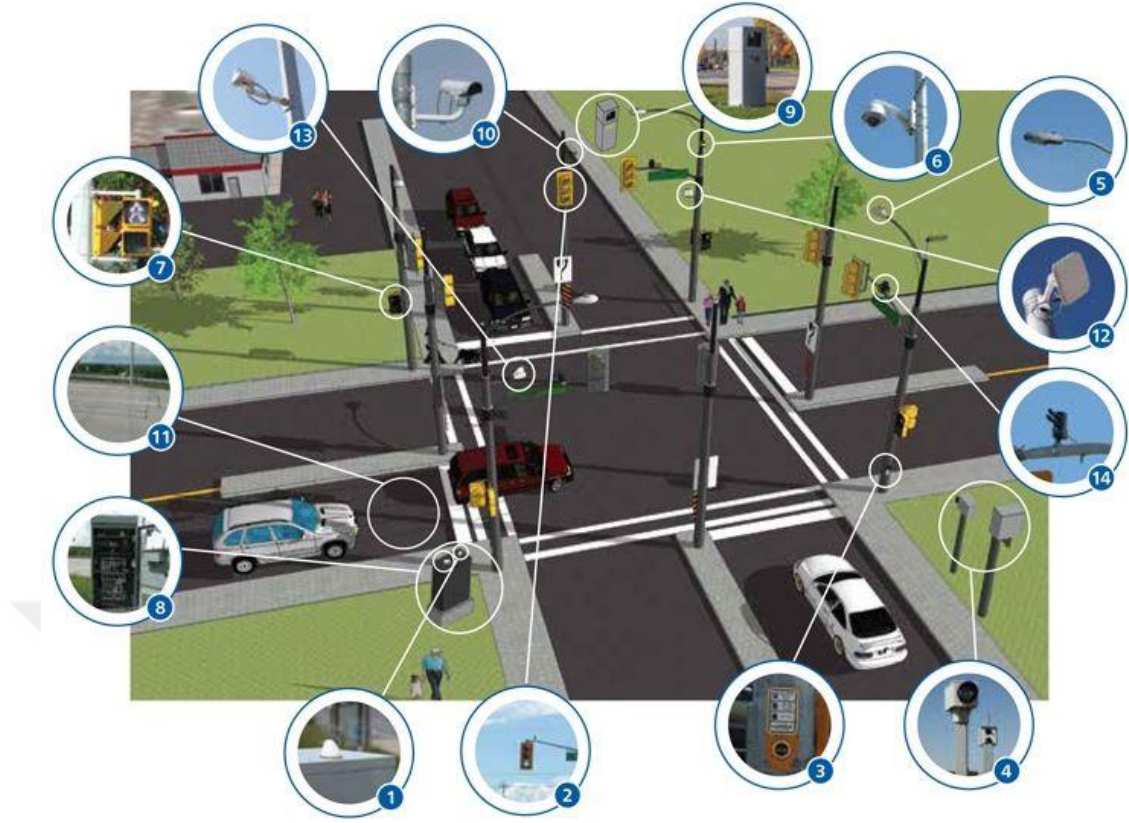
Bağlam bilinçli bir yaklaşım, her ne kadar birbirleri ile etkileşimli olsa da, kullanılacak modelde anlam kazandırılması zor olabilecek ilişkileri daha da netleştirir. Sadece sayısal ya da kategorik değerlerin atanması olarak görülmemesi gereken bağlam bilinç, özellikle bilinç tarafıyla sistem ya da modelleri güçlendiren bir konsept olarak ortaya çıkmaktadır.

Trafikte kullanılabilecek çok sayıda ölçüm ve parametre mevcuttur. Araç yoğunluğu, kavşak kol adedi, faz sayısı, faz sıralaması, yeşil ışık süreleri, araç bekleme süreleri, ortalama hız, araç kuyruk uzunlukları, ağırlıklı trafiğin olduğu yönler ve benzeri birçok parametre, trafik yönetiminde potansiyel olarak kullanılabilir. Bu kadar geniş bir veri kümesinin, özellikle makine öğrenmesi gibi genelleştiren algoritmalar ışığında bir ölçüm ya da değerlendirme fonksiyonuna göre tanımlanması, zor bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bağlam bilinçli bir tanım, söz konusu parametrelerin birbirleri ile ilişkisi, önem sırasına göre ağırlıklandırmaları ve daha anlamlı tanım kümeleriyle kullanımına olanak vermektedir.

3.5.Akıllı Trafik Yönetimi

Sistemlerin ve teknolojinin gelişimi, gündelik hayatta yer alan çeşitli yapıların daha esnek ve akıllı yönetimine imkan sağlamaktadır. Trafik yönetimi de bunlardan biridir. Trafik yönetiminde, kavşakların sinyalizasyonu, trafik yönlendirmeleri, zaman planlamaları gibi başlıklarda akıllı sistemler ya da destek yöntemleri kullanılabilmektedir. Akıllı trafik yönetimi özelinde baktığımızda temelde anlaşılan, kavşak ve bağlantıların esnek bir şekilde yönetilmesidir (Akıllı Şehirler Araştırma Raporu, 2022). Bunun için kavşak sistemlerinde veri toplama, analiz, kavşak planında düzenleme ya da sinyalizasyon planında güncelleme gibi alt başlıklar çalışılmaktadır.

Akıllı trafik yönetiminde hedef, trafiğin değişken yapısına cevap verecek, daha aktif ve adaptif sistemler oluşturmaktır. Bu şekilde hem trafikteki ilgili paydaşların aldığı hizmet kalitesi artırılmakta hem de ekonomi, çevre ve toplum ölçeklerinde daha iyi bir yaşam hedeflenmektedir. Uygulanan sistemlerle daha az karbondioksit salınımının yapılması, bekleme sürelerinin azaltılması, trafikte harcanan yakıt miktarının azaltılması, gürültü seviyelerinin düşürülmesi gibi önemli kalemlerde iyileşmeler sağlanabilmektedir.



Şekil 3.12: Akıllı Kavşaktaki Potansiyel Unsurlar

Kaynak: York, 2021

Şekilde de görüldüğü gibi, birçok farklı veri kaynağı akıllı trafik yönetimde girdi olarak kullanılabilir. Trafik akışını yönlendiren ve bilgilendiren ışık, yaya lambası gibi unsurlarla beraber, trafiği takip eden ve veri toplayan kamera, hareket algılayıcı, video kaydedici, kavşak iletişim kutusu gibi çok çeşitli ekipmanlar akıllı trafik yönetimde yer almaktadır. Akıllı trafik yönetimin başat unsuru kavşaklardır. Kavşaklar, konumlandırılacakları trafik akışına göre çeşitli tiplerde olabilmektedir. Sinyalize kavşakların varlığı ile beraber, trafiği kesişme ya da trafiği tehlikeye atmadan yönlendirme sağlayan trafik lambası içermeyen versiyonlar da mevcuttur. Ancak sinyalize kavşakların kullanımı çok daha yaygın ve tercih edilen yöntemdir.

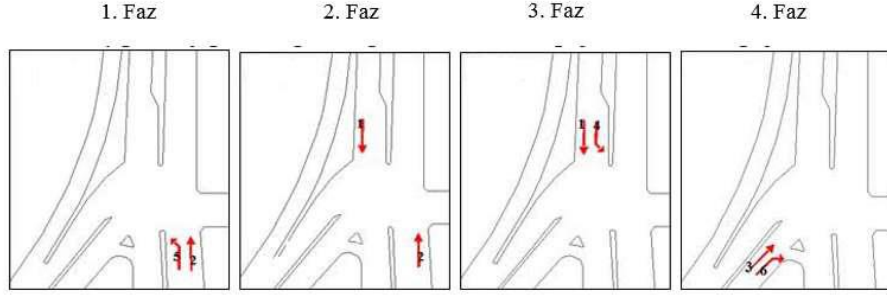
Akıllı trafik yönetimi, akıllı şehir konsepti altında akıllı ulaşımın bir bileşeni olarak da düşünülebilir. Akıllı ulaşım bağlamında değerlendirme yapıldığında, sistem ve modellerin geliştirilmesi, kimi ekonomik, çevresel ve entegre yönetimde faydalar sağlamaktadır. Çevresel faydalar altında, yukarıda da ifade edildiği gibi, düşük karbon salınımı, daha seri hareket imkanından dolayı daha az bekleme durumu ve yakıt

tüketimi, daha düşük seviyelerde gürültü kirliliği, ortaya çıkabilecek can ve mal kayıplarında azalma gibi başlıklar sayılabilir. Ekonomik kazanımlar da bu maddelere bağlı olarak yakıt tasarrufu, araçların bekleme ve kullanım sürelerinde azalma olmasından dolayı verimli ve uzun ömürlü parça tüketimi, daha az aşınma, azalan trafik kazaları ve müdahalelerle sağlık ekosisteminde oluşacak rahatlama gibi başlıklar dikkat çekmektedir. Entegre yönetim bakış açısıyla değerlendirildiği zaman, farklı birçok bileşenin daha rahat yönetim ve organizasyonu imkan ortaya çıkmaktadır. Kaynakların-insan ve teçhizat bakımından-verimli kullanımı, şehir ve bölge planlamada, trafik master planlarında daha uzak hedeflerin etkin ve faydalı uygulamalarının gerçekleştirilebilmesine yardımcı olur. Bu tür akıllı sistemlerin olmadığı, her detayın ayrıca analiz edilmesi gereken modellere göre entegre yönetim yaklaşımları daha iyi bir çevresel şart ortaya koymaktadır (Akıllı Şehirler Araştırma Raporu, 2022).

3.5.1. Sinyalizasyon Yöntemleri

Sinyalizasyon, bir kavşaktaki trafik ışıklarının yönetimi için kullanılan metodun genel adıdır. Sinyalizasyon sistemleri kullanılan kavşaklarda, trafik ışıklarının sinyal zamanlarının yönetimi birden çok şekilde yapılabilmektedir. Farklı altyapılar ve teknolojik unsurlarla farklı konfigürasyonlar mümkün olmaktadır (Harb vd., 2019). Zaman planları önceden tanımlanmış, sabit aralıklarla olabileceği gibi, trafiğe dayalı dinamik yöntemler de mümkündür. Sinyalizasyon yöntemlerinde kırmızı ve yeşil ışıkların süreleri, sıralamaları ve döngü uzunlukları belirlenmektedir. Sinyalize kavşaklarda bazı temel tanımlar aşağıdaki gibidir:

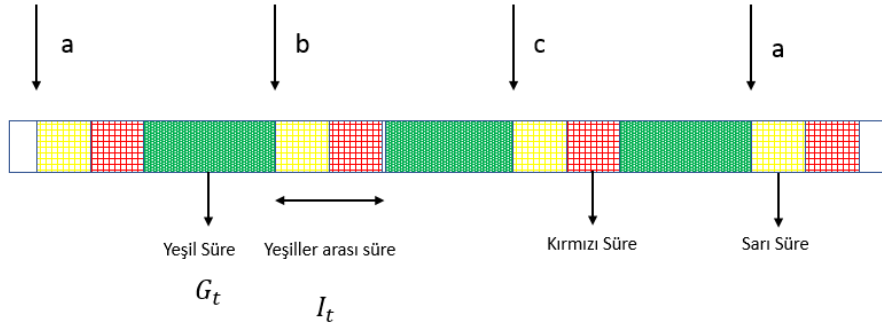
- Faz; kavşakta belli yöne tanımlı yeşil ışık süresi ile bir sonraki yöne tanımlı yeşil ışık süresi arasındaki süre farkı,
- Devre/Döngü Süresi; kavşaktaki tüm fazların tamamlanması sonucu ortaya çıkan toplam süre,
- Yeşil ve Kırmızı Süre; ilgili yönde yanan trafik ışığına göre kullanılan süre,
- Koruma Süresi; yeşil ışık sonrasında kavşakta güvenlik amacıyla ayrılan, diğer faza geçilmeden önce kullanılan süre.



Şekil 3.13: Faz Sıralaması Örneği

Kaynak: Güneş, 2021

Örnek bir kavşak ve faz akışları yukarıda verilmiştir. Her fazda tek bir yöne trafik verilebileceği gibi, kavşağın yapısına göre birden çok yöne geçiş hakkı da tanımlanabilir. Kavşak kurguları yapılırken birbirini engellemeyecek yönler için olası en iyi faz tanımları hedeflenir. Yani trafiği tehlikeye atılacak konfigürasyonlardan kaçınılır. Aşağıda Şekil 3.14 ise bir döngü süresinin gösterimini sembolize etmektedir. Buna göre tüm alanlardaki toplam süre, ilgili kavşağın devre süresi ya da döngü süresi olarak ifade edilir.



Şekil 3.14: Devre Süresi Planı

Kaynak: Güneş, 2021

Bir faz için tanımlanan süre, kavşakta kullanılan ışık politikasına göre farklı değerlendirilebilir. Kavşak ortak alanının temizlenmesi ve herhangi bir trafik sorununa yol açmamak için kimi durumlarda fazlar tamamlandıktan sonra bir miktar bekleme olmaktadır. Kimi kavşaklarda ise, bekleme süresi sarı ışık altında toplanmakta ve arada

başka bir ek süre olmamaktadır. Doğrudan ışık geçişinin sağlandığı, genelde transit güzergahlarda tercih edilebilecek kavşaklardan da bahsedilebilir.

Faz tanımlarına göre, döngü süresi yani toplam süre hesabı belirlenir. Her bir faz, fazlar arası bekleme süresi ve kullanım durumuna göre sarı ışık sürelerinin toplamı, faz kendini tekrar edene kadar hesaplanır. Bu aradaki süreye döngü süresi denir, yani fazların tekrar ettiği zamana aralıdır. Toplam süre, her bir faz için eşit dağıtılabileceği gibi, kavşağın yapısına göre farklı zamanlarda da dağıtılabilir. Örneğin bir fazda a ışığı 20 saniye yeşil kullanımı alıyorken, bir başka fazda b ışığı 35 saniye yeşil ışık alabilir. Bu tip durumlarda özellikle trafiğin akışını sekteye uğratmayacak, trafik kurallarına aykırı olmayacak yeşil ve kırmızı sürelerine dikkat edilir. Yani her yeşil ışık süresi için karşılık olacak bir kırmızı ışık süresi varsa, yeşil ışık bitene kadar teorik olarak devam edecektir. Sinyalizasyon seçenekleri ve ortaya çıkan modellere ilişkin detaylar aşağıda verilmiştir.

3.5.1.1. Sabit/Yarı Sabit Süreli

Sabit süreli sinyalizasyonda, kavşaktaki ışıkların zaman planları önceden belirlenmektedir. Belirlenen bu plan tekrar bir değişiklik için düzenleme yapılmadığı müddetçe aynı kalmaktadır. Bir başka ifadeyle, sabit süreli sinyalizasyona sahip kavşaklar için trafik durumundan bağımsız, her zaman diliminde aynı fazlar, aynı sıra ve süreler kullanılmaktadır. Önceden tanımlı sabit süreli sistemlerde birden farklı faz ya da döngü tanımı yapılabilir. Yani fazların ve sürelerin sabit olması, her biri için tanımların aynı değerlerde olmasını gerektirmez. Hatta döngü süreleri içinde de birden çok politika söz konusu olabilir (Trafik Güvenliği dairesi Başkanlığı, 2016). Pratikte uygulaması düşünüldüğünde, trafik akışının değişkenlik arz etmediği, ya da adaptif dönüşümde yeterli ölçüde kazanımın sağlanmayacağı kavşaklarda kullanımı söz konusu olabilir. Ancak, anlık istisna ya da acil durumlarda bu tür sinyalizasyona sahip kavşaklarda farklı bir aksiyon alma imkanı yoktur. Kavşak, etrafı ile bir etkileşimde olmadığı için her durumda aynı politikayı izleyecektir.

Yarı sabit süreli sinyalizasyonlarda ise sabit süreli sistemlerden farklı olarak, kavşaklarda kullanılacak algılayıcılarla, yine önceden tanımlanmış bir başka plana gün içinde dinamik olarak geçebilmektedir. Her iki durumda da planlar bellidir sadece yarı sabit sistemlerde algılayıcıların teknik imkanından yararlanılarak talebe göre belli

faz ya da döngü planını daha farklı zamanlarda işletme imkanı vardır (Trafik Güvenliği dairesi Başkanlığı, 2016). Yarı sabit süreli sinyalizasyonlarda avantaj, gerekli olduğu durumda sinyal politikasında belli miktarda esnemenin yapılabilmesidir. Böylelikle değişken trafik koşullarına tam olarak adaptif olmasa da, cevap verebilecek bir adım atılmış olmaktadır.

3.5.1.2. Dinamik/Talep Bazlı Yaklaşım

Dinamik sistemlerde sinyal planları, algılayıcılardan edinilen çeşitli bilgilere göre sinyal sürelerini düzenleme imkanı sunmaktadır. Yollarda/kollardaki araç sayısı, taşıt cinsi, trafik talebi/yoğunluğu gibi bilgilerden elde edilen verilere göre bir plan uygulanabilmektedir. Kırmızı/yeşil süreleri ya da koruma süresi olarak ifade edilen geçiş sürelerinde oynama yaparak trafik talebini yönetmektedir. Şekil 3.15, değişkenlik içeren örnek bir planı göstermektedir. Buna göre her bir döngüde değişen fazlar vardır.



Şekil 3.15: Dinamik Faz Planı Örneği

Yarı zamanlı sistemlerden farklı olarak burada tamamen algılayıcılar üzerinde işleyen bir durum söz konusudur. Bununla beraber, asgari bir politika benimsemek için sabit minimum değerlere göre bir konfigürasyon da verilebilir. Trafik akışında, yukarıda da ifade edilen çeşitli sensörler yardımıyla talebe göre düzenleme yapılır. Genel olarak anlığa yakın bir düzenleme ya da politika değişimleri söz konusudur.

3.5.1.3. Adaptif Sistemler

Kavşaktaki yoğunluğa göre kırmızı ya da yeşil sürelerin ayarlanmasına ek olarak, faz sıralamasında yada ağırlığında değişiklik yapma imkanı veren sistemler adaptif sistemler olarak geçmektedir (Caliskanelli, 2010; Dağüstü, 2010). Adaptif sistemlerde kavşağın trafik kurallarına uygun şekilde yönetim şartını sağlayarak, fazlarda oynama yapması, zaman planlarını değiştirmesi gibi opsiyonlar kullanılmaktadır. Özellikle araç yoğunluklarının değişken olduğu ve talebin farklı yollara kaydığı kavşaklarda sadece zaman planının değiştirilmesinden ziyade, sıkışıklığın açılması için faz ağırlıkların da ayarlanmasına imkan sağlayan bu yaklaşımda, trafik yönetimi bağlı tüm kollarla beraber kavşakların bir bütün olarak değerlendirildiği yapılardır.

Adaptif sistemlerin uygulanmasında birçok farklı teknolojik unsur kullanılabilir. Algılayıcılardan elde edilecek araç yoğunluğu, ortalama hız, trafik yoğunluğu ve gidiş yönü gibi bilgiler ışığında dinamik olarak kavşak planı yönetilebilir. Elde edilen verilerden anlık olarak kararlar verilebileceği gibi dönemsel ya da günün belli zaman dilimleri için oluşturulacak alternatif planlar da çıkarılabilir. Trafikte istatistiksel olarak talebin hesaplanabildiği bir gerçek olmakla beraber, değişen şartlar söz konusu olduğunda bilinen en iyi metodun yeterli gelmeyeceği, kavşaktaki anlık şartlara göre de aksiyon almanın trafik performansını artıracığı bir gerçektir.

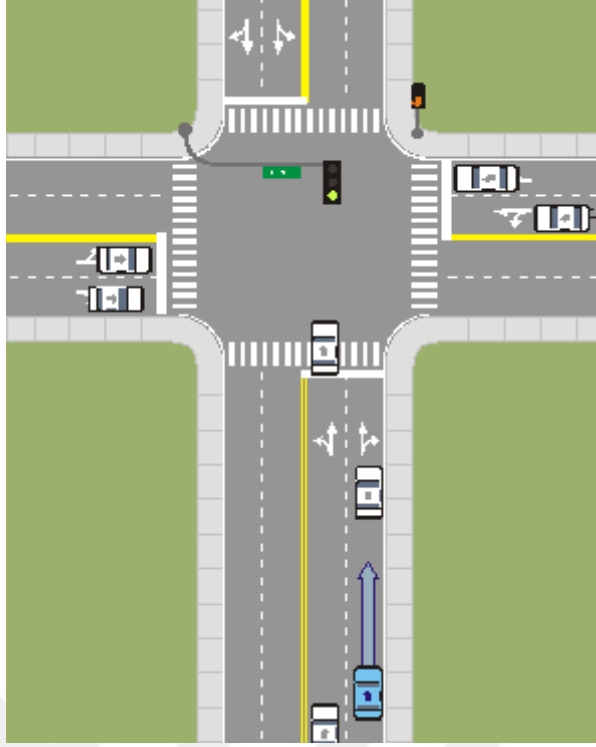
Ülkemizde de uygulamaları bulunan adaptif sistemler için İstanbul örneği verilebilir. İsbak adaptif sistemler üzerine yaptığı çalışmalar neticesinde ATAK ismini verdiği bir sistemi kullanmaktadır. Bu sistem, çeşitli sensörler, karar verici merkezi veri yapıları ve aksiyon noktalarından oluşmakta, anlık olarak talebe göre trafiği düzenleyebilmektedir. Sistemin kullanımı ile trafikte birçok parametrede iyileştirme yapıldığı ifade edilmektedir (İsbak ATAK, 2020).

3.5.2. Sinyalizasyon Sistemlerinde Kullanılan Hesaplama Yöntemleri

Kavşaklarda elde edilen verilerin anlamlı bir şekilde yorumlanması ve buna göre aksiyon planı oluşturulabilmesi için bir kriter seti gerekmektedir. Her ne kadar standart bir kümenin kullanımı zor olsa da, bazı önemli/kabul görmüş tanımlara ulaşılabilmektedir (Bullock, 2008). Temel olarak toplanabilecek veriler ve bunlardan elde edilebilecek yorumlar için aşağıda örnek bir liste belirtilmiştir (Karayolları El Kitabı, 2005):

- Araç cinsleri (otomobil, kamyon, vb)
- Kavşaktaki ve yaklaşım yollarındaki taşıt sayıları
- Yaya ve bisiklet sayıları
- Fiziksel yol özellikleri (şerit sayısı, yaklaşım derecesi vb)
- Kavşağa yaklaşan araçların geliş hızları
- Kavşaktaki kollarda bekleyen araçların bekleme süreleri
- Ortalama taşıt gecikmeleri
- Bir kavşağın bir taşıta hizmet verdiği süre

Özellikle kavşağın yapısına göre, hizmet verebileceği yol uzunluğu/kapasitesi, kavşağın serbest dönüşlere izin verip vermediği gibi detay parametreler de bu gruba dahil edilebilir. Trafikte sinyalizasyon kavşaklarda genelde standart olarak 4 ya da 8 kollu diye tabir edilen kavşak türleri ya da bunlardan türetilen yapılar mevcuttur. Kavşakların hizmet ettiği alana göre bir zorunluluk olmasa da, her yöne dengeli bir şekilde trafik dağıtımını bu tür kavşaklarda mümkün olabilmektedir. Şekil 3.16, standart bir kavşağı ve akışları göstermektedir. Hesaplamalarda gecikme süreleri baz alınarak ilerlenmektedir. Kavşaktaki kollar, faz süre ve sıralamaları, trafik yoğunluğunun kuyruk ve gelen talebe göre dağılımını gibi birçok parametre kullanılarak gecikme denklemleri üretilmiştir.



Şekil 3.16: Dört Kollu Kavşak ve Yönleri Örneği

Kaynak: FHWA, 2006

3.5.2.1. Webster Modeli

Kavşaklar için gecikme ve hizmet süreleri, temel hesaplama parametreleri olarak düşünülmüştür. Bu alanda öncü çalışmalardan olan ve 1958 yılında geliştirilen Webster modeli, geliş ve gidiş dağılımlarına göre bir kuyruk mekanizması ortaya koymuştur (Webster, 1958). Burada amaç, trafik akışı için bir matematiksel model ortaya koymaktır. Webster, modelinde sabit bir hizmet süresi tanımı vermiştir. Buna göre gecikmeler kuyruk uzunluklarına göre değişken değil, her durumda sabit bir hizmete imkan sağladığı varsayılmıştır. Her ne kadar gerçek hayatta kuyruklar servis süresini aynı tanımlamayı mümkün kılmasa da, trafik modellerine baz olması yönünden Webster önemli bir başlangıç noktasıdır. Modele ait gecikme denklemi aşağıdaki gibidir:

$$d = \frac{C(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda x)} + \frac{x^2}{2q(1-x)} - 0,65\left(\frac{C}{q^2}\right)^{\frac{1}{3}}x^{(2+5x)} \quad (3.4)$$

3.5.2.2. HCM Modeli

İlk versiyonu 1985 yılında geliştirilmiş olan model, kavşak içi yoğunluk, kapasite ve gecikme değerleri gibi parametreleri de içeren kapsamlı bir modeldir (Güneş, 2021). İlk versiyonundan sonra sürekli olarak bu parametrelerle iyileştirmeler yapılmıştır. 1994, 1997 ve 2000 yıllarında önemli güncellemeler yapılmıştır. Son güncellemelerin olduğu 2000 modelinde denklemler aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır:

$$d = d_1 PF + d_2 + d_3 \quad (3.5)$$

$$d_1 = \frac{1}{2} \left(\frac{c(1-\frac{g}{c})^2}{\min(1, X)(\frac{g}{c})} \right) \quad (3.6)$$

$$d_2 = 900T \left[(X - 1) + ((x - 1)^2 + \frac{8klX}{cT})^{\frac{1}{2}} \right] \quad (3.7)$$

3.5.2.3. Akçelik Modeli

1988 yılında yayınlanan model, Avustralya yöntemi olarak da bilinmektedir (Akçelik, 1988). Hesaplamalar yapılırken dikkate alınan parametreler, kavşaktaki kollara tanınan yeşil faz süresi, trafik yoğunluğunun kollara göre dağılımı, kavşağa giriş yapan yollardan gelen araç sayısı gibi değerlerden oluşmaktadır. Denklem 3.8, hesaplamanın detayını vermektedir.

$$OD = \begin{cases} \left(\frac{T}{4}\right) \{ (x - 1) + [(x - 1)^2 + 12(x - x_0)/cT]^{1/2} \}, & \text{if } x > x_0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.8)$$

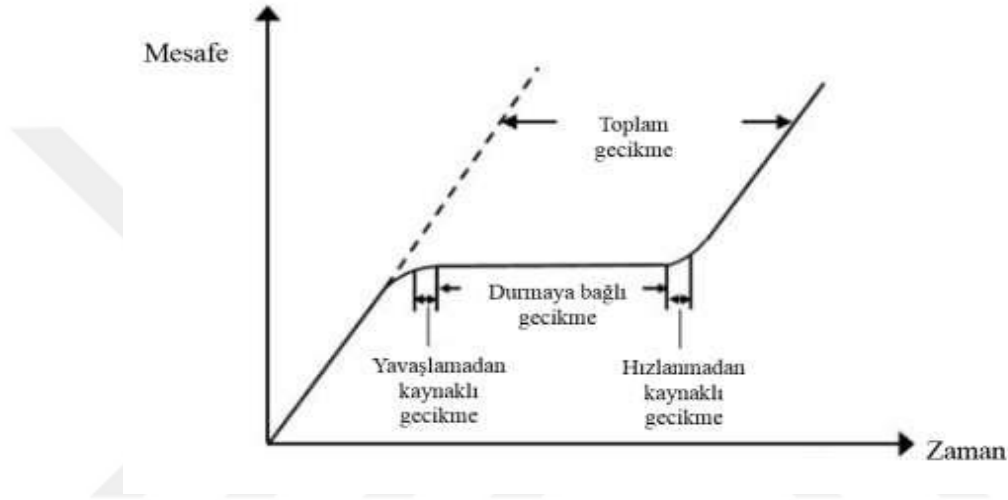
Denklem sayesinde ortalama kuyruk uzunluğu bulunmaktadır. Hesaplamalara periyot süresi, kavşağa ait araç kapasitesi, etkin yeşil süre yani yeşil fazının aktif kullanıldığı süre gibi değişkenler kullanılmaktadır.

3.5.3. Kavşaklarda Gecikme Türleri

Kavşaklar, faz değişimlerinde ilk hareket etkisi, ya da yavaşlama etkisi ile beraber, kavşakta yer alan araçların oluşturduğu yoğunluktan kaynaklı gecikmeleri içermektedir. Kavşak modellerinde bu gecikmeler dikkate alınarak bağıntılar oluşturulmaya çalışılmıştır. Benzer şekilde kavşak akışlarında iyileştirmeler söz

konusu olduğunda ortalama hız gibi çeşitli parametreler dikkate alınarak gecikme azaltılmaya çalışılır.

Şekil 3.17’ de gösterildiği gibi, hareket ilk başlarken, hızlanma sırasına göre bir miktar gecikme olmaktadır. Araçlar kavşağa yaklaşırken ve kuyruğa dahil olurken de bir gecikme söz konusudur. Araçlar arasındaki mesafeye de göre bu gecikmelere kavşakta durma, özellikle kırmızı ışıkta durma değeri dahil edilmektedir. Trafik yönetiminde geliştirilecek modeller, gecikme sürelerini en aza indirmeye ve bu işlemi kavşakların tüm unsurlarına dengeli bir şekilde dağıtmayı hedefler.



Şekil 3.17: Taşıt Gecikme Diyagramı

Kaynak: Murat ve Çakıcı, 2017

Gecikme hesabı ya da akıllı trafik yönetiminde gecikme kaynaklı değerlendirmeler, trafik akışına etki eden temel unsurlardandır. Aksi bir durum, istisnai bir kesinti olmadığı müddetçe trafik belli bir ortalama hızda ilerlemektedir. Bu ortalama, sürekli akım gibi bir plan ortaya koymaktadır. Ancak kavşaklar söz konusu olduğunda en azından trafik akışı içindeki toplam N araçtan m kadar aracın ortalama hıza ulaşamayacak şekilde bir kesinti yaşayacağı ifade edilebilir. Şekil 3.17 de de görülebileceği gibi, akışta eğer bir kırmızı ışık fazına denk gelinirse ya da henüz kuyruğun temizlenemediği bir yeşil ışık fazı varsa, yeni gelen araçlar mecburen yavaşlayacak ve gecikmeler yaşanacaktır. Bir başka durum ise, araçların kavşakta kırmızı fazda bekleyen kuyrukta olduğu ya da yeşil fazına geçilse de kuyruğun temizlenemediği şartlarda ilk hareket kısıtı söz konusu olacaktır. Örneğin kuyruğun başındaki araç T anında yeşil fazına geçildiğinde hareketine başladığı durumda,

kuyruktaki diğer araçlar, bekleme sıralarına göre $T+m$ süresi sonrasında hareket edebilecektir. Araçlar arası hareket gecikmesi ve ortaya çıkan mesafeler, tampon arası mesafe olarak da ifade edilebilir, toplamda bir gecikmeye sebep olmaktadır. Yukarıda da ifade edildiği gibi, akıllı trafik modelleri bu gecikmeleri en aza indirgeyecek öneriler üzerinde çalışmalar gerçekleştirmektedir.

3.6. Teorik Çerçevenin Akıllı Trafik Bağlamında Etkin Kullanımı

Akıllı trafik yönetimi bağlamı değerlendirildiğinde, literatürde yer alan çeşitli algoritma, yaklaşım ve yöntemin kullanılabilir olduğu görülmektedir. Bu yöntemlerin hangi problem için ne ölçüde kullanılabileceği ya da önerebileceği çözümler dikkate alınmalı ve model çalışmaları buna göre tasarlanmalıdır.

Öncelikli olarak problemin tanımı ve analizinde, temel yöntemlere başvurmak, trafik modellemesine ait çözüm ya da hesaplamaları dikkate alarak bir yol çizmek gerekmektedir. Trafiğe ait dinamikler, bu hesaplama ya da yaklaşımlarla daha iyi anlaşılabilir. Örneğin kavşaklarda bekleme ya da kuyruktan kaynaklı bir yavaşlama etkisi olduğunu bilmek, kavşak hacmine de bağlı olarak kuyruğun hangi seviyesinde bu yavaşlama etkilerinin daha da dramatik olabileceği tahminine olanak verebilir. Benzer şekilde ilk hareket ve yayılım etkisi olarak hızlanmaya bağlı gecikme düşünüldüğünde, uzun bir yeşil ışık fazında dahi temizlenemeyecek araç kuyrukları ihtimali hesaplanabilir.

Bir akıllı sistemden bahsedildiğinde, öğrenme süreci olacağı açıktır. Dolayısıyla öğrenme işlemini gerçekleştirecek yöntemleri problemin çözümünde düşünmek akla yatkın olan tercihtir. Makine öğrenmesi, yukarıda da ifade edildiği gibi birçok farklı problem tipinde etkin olarak kullanılmakta ve faydaları da çıktılar üzerinden gözlemlenmektedir. Trafik yönetimi ve kavşaklar düşünüldüğünde, gözlem üzerine bir öğrenme gerçekleştirecek metodların daha uygun adaylar olacağı açıktır. Bu nedenle birçok çalışmada pekiştirmeli öğrenme tercih edilmiştir. Pekiştirmeli öğrenme ile trafiğin akışkan ve dinamik doğasına daha uygun modelleme sağlanabilir.

Herhangi bir akıllı sistemde verilerin bahsi geçen etkin karar mekanizmasına nasıl dahil edileceği yani nasıl anlamlandırılacağı da önemlidir. Bu noktada makineler, kendilerine verilen komutlara göre değerlendirme yaptığı ve aslında içerisinde buldukları ortamla sadece tanımlı matematiksel ilişkilerle etkileşime geçtikleri için,

neyin hedeflenen çözüm için anlamlı ya da iyi olduđu, neyin de gereksiz ya da kötü olduđu kararı için destek gerekmektedir. Bađlam bilinçli sistemler bu noktada ihtiyaca cevap vermektedir. Özellikle pekiştirmeli öğrenmenin çevreden tecrübe ile öğrenme kabiliyeti ile birleştirildiğinde, bir verinin makine yani algoritma/model için anlamlandırılması ve etkin kullanımını daha rahat olacaktır.

Netice olarak, eldeki teknik yöntem ve yaklaşımların, problemin doğasının da dikkate alınarak harmanlanması, gerektiđi ölçüde ancak destek sağlayacak diđer yöntemlerle de etkileşim içinde kapsamlı bir kümeden istifade etmek, istenilen hedefe daha etkin bir şekilde ulaşılmasını sağlayacaktır. Teoride var olan yöntem ve metotlar, akıllı trafik yönetimi için ortaya konulan problemleri çözmede etkin ve potansiyel olarak umut verici adaylar olarak gözlemlenmektedir.



DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

ÖNERİLEN YÖNTEMLER

4.1. Akıllı Trafik Işıkları Yönetimi Yaklaşımı

Akıllı trafik yönetimi, kavşakların ağırlık teşkil ettiği bir metodolojidir. Bu nedenle trafik akışında yapılacak iyileştirme çalışmalarında kavşak yapılarında düzenleme (Feroz vd., 2021), kavşak zaman planlarını ayarlama (Aljaafreh vd., 2014; El-Tantawy ve Abdulhai, 2012), faz sıralamalarını değiştirme gibi başlıklar çalışılmaktadır. Tez kapsamında yapılan çalışma da benzer hedefi gözetmektedir.

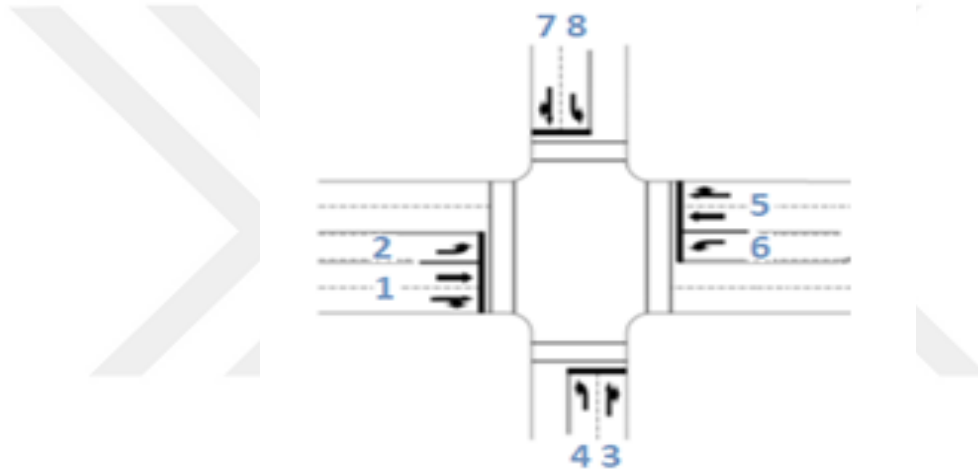
Akıllı trafik yönetimi alt alanında trafik ışıklarının dinamik olarak yönetimi hedeflenmiştir. Bu hedef için öncelikle tek bir kavşak için model çalışması yapılmış, elde edilen bilgi ve bulgulara göre bağlı kavşaklar için çalışmalar genişletilmiştir. Aynı zamanda trafikteki acil durum senaryoları da göz önünde bulundurularak, tek kavşak için acil durum araç geçişi sonrasında trafiğin en kısa sürede kararlı hale gelmesi için de bir model önerilmiştir.

Aşamalı bir süreç olarak, tekil kavşak için faz sıralaması ya da süresinin belirlenmesi yapılacak ilk çalışmadır. Ancak trafik akışını düşündüğümüzde, birden çok kavşağın beraber değerlendirilmesi, bu sayede çalışmanın ve modelin genişletilmesi gerekmektedir. Bir kavşak için ya da tek başına kavşaklar için izole bir çözüm önerilirse, ilgili kavşakta performans kriterlerine göre verim artırılmış olsa da kendisinden sonraki ya da önceki bir diğer kavşağa olumsuz etki çıkarabilir. Günümüz şehirleri göz önünde bulundurulduğunda, trafik akışı içinde birden çok kavşaktan hizmet almak olasıdır. Dolayısıyla model çerçevesini bütün olarak değerlendirmek esastır. Tek bir kavşaktan yola çıkarak birbirine bağlı kavşak sistemine geçiş yapıldığı zaman, problem kümesi ve odaklanması gereken farklı sorunlar da ortaya çıkmaktadır. Kavşak için ortak olan zaman planı, adalet gibi kavramlara ek olarak, kavşaklar arası koordinasyon, kavşağın diğer bağlantılara olan etkisinin ağırlıklandırılması gibi hususlar da gündeme gelmektedir. Bu bölümde yukarıda ifade edilen yaklaşıma göre, önce tek bir kavşak için yapılan çalışmadan başlayarak, nihai durumda bağlı kavşaklar için ortaya konan model tanıtılacaktır.

4.2. Tekli Kavşak Çözümü

4.2.1. Kavşak Tanımı

İzole olarak, kendisiyle bağlantılı olan diğer kavşakların değerlendirilmeyip, sadece tek bir kavşak üzerinde odaklanılarak trafik akışına ilişkin problemi çözme yöntemine tekli kavşak sistemleri denilebilir. Tek kavşakta girdi ve çıktılar, akış yönüne göre kavşak içine doğru taşıt yönlendiren ya da taşıtların sistemden çıkmasını sağlayan kollardan oluşmaktadır. Her kol, kavşak sistemi için girdi ve/veya çıktı olarak tanımlanabilir. Yani herhangi bir kolda, kavşağın yapısı gereği sadece kavşak içine doğru trafik taşınıyorsa girdi, kavşak içinden taşıtlar kola aktarılıyorsa çıktı olarak düşünülebilir.



Şekil 4.1: 4 Kollu 8 Geçişli Kavşak Örneği

Şekilde de gösterildiği gibi, tipik bir 4 kollu kavşakta, trafik akışına göre tanzim edilebilecek 8 farklı yön olabilir. Bu yönler daha az ya da daha fazla sayıda da tanımlanabilir ancak çalışmanın yürütüldüğü saha ve genelleme amaçlarından dolayı standart bir 4 kollu kavşak tanımı üzerinden ilerlenecektir. Kavşaktaki kollar ve oluşturulacak konfigürasyon, akışı bloklamayacak şekilde tanımlanmaktadır. Yani kavşak içi bölgesinde akışı kesecek, trafiği tehlikeye atacak yönler aynı anda açılmamaktadır. Kavşağın ve bulunduğu bölgenin ihtiyacına göre bir fazda birden çok yol için yeşil ışık tanımlanabileceği gibi, tek bir yol için de yeşil ışık tanımı yapılabilir. Ancak trafikte akışın ve verimin artırılması hedefi gözetildiği için genellikle beraber tanımlanabilecek yollar için yeşil ışık fazı belirlenmektedir. Kavşaktaki kabul edilebilir fazlar aşağıdaki kümeden çiftler halinde seçilebilir:

$$P = \{\{1,2\}, \{3,4\}, \{5,6\}, \{7,8\}, \{1,5\}, \{3,7\}, \{2,6\}, \{4,8\}\} \quad (4.1)$$

Kavşaklarda bazı durumlarda sağa serbest dönüş imkanı olmaktadır. Bu durumda sağa dönüş için ayrılmış bir yol ve kavşak ışık sisteminde faz olarak yer almayan akış imkanı vardır. Serbest dönüş tanımlı kavşaklarda modellemede bu durum sistemden doğrudan çıkış olarak sayılır ve modelde trafik talebinin içinde yer alır. Ancak ışıkların süresi ya da fazı göz önünde bulundurulduğunda söz konusu yollar değerlendirmeye alınmaz.

4.2.2. Çözüm Yaklaşımı

Bir kavşak için trafik ışıklarının süresi, yani faz süresi, ya da da fazların sıralaması çalışma alanı olarak belirtilebilir. Her iki sorunu da adresleyen çözümler olabileceği gibi, sadece tek bir hedefe de odaklanabilir. Bu çalışmada tekli kavşak için fazların süresi ve sıralaması beraber çözülmesi gereken problem olarak ele alınmıştır. Buna göre, ortaya konulacak model, kavşaktaki bilgiler ışığında hem kavşağa ait fazların sırasını, dağılımdaki ağırlığını, hem de sürelerini tahmin edecektir. Faz sıralaması tek bir döngü için de olabileceği gibi, daha uzun bir döngü grubu için de geçerli olabilir. Yani birden çok döngü tanımı çıkabilir.

Tek kavşak için çalışma yaparken fazların sıralamasının tahmin edilmesi, faz sürelerinin sabitlenmesi ile gerçekleştirilebilir. Yani tüm fazlar için ortak bir süre belirlenir ve buna göre fazların sıralamasının nasıl olması gerektiği öğrenilir. Faz sürelerinin hesaplanması durumunda ise, faz sıralaması belirlenmiştir ve bilinen sıralama için her bir fazın süresi bulunur. Süre hesabı yapılırken fazların hepsi için tek bir değer, yani toplamda bir döngü süresi hesabı da yapılabilir ya da her faz için bağımsız süreleri hesaplamak da mümkündür. Bu çalışmada söz konusu iki yaklaşım birleştirilmiştir. Yani kavşak için fazların sıralaması ve her faz süresinin ayrı ayrı hesaplanması hedeflenmiştir.

Öğrenme sürecinde trafikteki veriler, bağlam bilinçli bir yaklaşım ile değerlendirilir. Her aşamada yapılan tercihe göre geri bildirim yapılır. Öğrenme süreci sonunda artık model fazların sıra ve sürelerini bulmuş olacaktır. Model tanımı ve bağlı parametrelere ilişkin detaylar aşağıda ilgili bölümlerde verilmiştir.

4.2.3. Model Tanımı

Tez kapsamında akıllı trafik ışık yönetimi için Q- öğrenme ve bağlam bilinçli sistemler kullanılmıştır. Önceki bölümde de ifade edildiği gibi, pekiştirmeli öğrenme içerisinde bulunduğu ortamdan beslenerek ilerlemektedir. Bunun için bağlam bilinçli sistem yaklaşımı, trafik yönetimi söz konusu olduğunda uygun bir seçenek olarak ortaya çıkmaktadır. Q- öğrenme, model gerektirmeden öğrenme yapabilen, yüklü ön çalışma gerektirmeyen bir algoritma olarak öne çıkmaktadır (Sutton ve Barto, 1998). Trafik ışıklarını yönetmek gerektiğinde, ortamdan edinilecek bilgilere göre ilerlemek, algoritmanın ihtiyaç duyduğu mekanizmaları besleyerek ilerlemek makul bir çözüm yaklaşımıdır.

Kavşakta her ışık için geçerli olabilecek yani trafik kurallarını sekteye uğratmayacak faz grupları mevcuttur. Model, bu fazları dikkate almaktadır. Yapacağı öğrenme ve sonrasında gerçekleşecek seçimler, bu küme içerisinde seçilmektedir. Herhangi bir kontrol olmadığı durumda, model içerisinde bulunduğu ortamdan kısıt bilgisi almayacağı için hatalı trafik akışlarına sebep olabilir. Bu nedenle olasılık kümesi verilmesi, problemin doğası gereği mantıklı bir seçimdir.

Önerilen modelde, ortamdan beslenen, bağlam nesnesi olarak ifade edebileceğimiz bir veri grubu vardır. Q- öğrenme algoritmasının sadece kendisine verilen ödül hesaplamasından bilgisi olduğu için, bağlam üzerinden de destek sağlanarak daha efektif çözüm hedeflenmiştir. Algoritmanın ihtiyaç duyduğu durum (*state*), aksiyon (*action*) ve ödül (*reward*), önceki çalışmaların ışığında seçilmiştir.

4.2.3.1. Durum Kümesi

Model için kullanılan Q- öğrenme algoritmasında anlık bilgiyi, yani modelin üzerinde çalışacağı ortamı ifade edecek durum kümesi tanımı gerekmektedir. Durum, modelin sonraki aşamada ne yapacağı kararını vermek için çıkış noktasıdır. Akıllı trafik yönetiminde de buna göre durum parametresi için çalışmalarda farklı seçenekler vardır (Abdoos, Mozayani ve Bazzan, 2011; El-Tantawy ve Abdulhai, 2010; Wei vd., 2018; Zang vd., 2020). Kuyruk uzunluğu, toplam yeşil süresi, ortalama hız ya da aktif faz gibi bilgilere göre durum tanımı geliştirilmektedir. Bu çalışmada ise, bahsi geçen yaklaşımlar bir miktar geliştirilerek bir vektör tanımı elde edilmiştir. Durum

kümesindeki elemanlar, mevcut yeşil ışık, ışığın mevcut süresi ve faz bilgisinden oluşmaktadır.

$$State(t) = \{ light[n].currentDuration_t, light[n].phase_t \} \quad (4.2)$$

Faz (*phase*), geçerli küme içerisinde mevcut durumda hangisinin işletildiğini ifade etmektedir. Mevcut yeşil ışık (*light[n]*) ise, faza da bağlı olarak hangi ışığın yeşil statüsünde olduğu, dolayısıyla hangi ışıkların da kırmızıda beklemede olduğunu belirtir. Süre (*currentDuration*), kullanılan yeşil ışık miktarını ifade eder. Modelde süre, 5 saniye aralıklarla tanımlanmıştır yani her 5 saniye için fazlarla beraber Kartezyen bir küme tanımı ortaya çıkmaktadır.

Durum kümesinde zaman değerinin de kullanımı, daha sonra aksiyon tanımı söz konusu olduğunda trafikte adalet prensibini sağlamada fayda sağlamaktadır. Aynı zamanda ihtiyaç duyulduğu durumlarda maksimum süreler, her bir faz kombinasyonu için verilebilir. Özellikle trafik akışının bir yol ya da yönde fazla olduğu kavşaklarda buna göre dinamik bir ayarlama sağlanabilmektedir.

Durum kümesi içindeki elemanlar, her ışık için olası süre ile, faz bilgisi yani kırmızı ya da yeşil olma durumuna göre belirlenmektedir. Bu durumda, her ışık için olası sürelerin her faz kapsamında çoklanması ile küme oluşturmaktadır. Dolayısıyla tek kavşak için faz sayısı, kullanılacak ışık süreleri ve her fazda açık olacak ışık sayısına göre doğru orantılı sayıda küme üyesi oluşmaktadır.

4.2.3.2. Aksiyon Kümesi

Mevcut bir durumdan, bir başkasına geçilmesi için yapılacak olan işlem şekilde de ifade edilebilecek aksiyon, trafik ışıkları düşünüldüğünde, mevcut fazın devamı ve yeşil süresinin artırılması ya da farklı bir faza geçiş şeklinde olabilmektedir.

$$A = \begin{cases} P(n) \leftarrow p(n+1)(duration + increment), & action = continue\ green\ phase, \\ p(n) \leftarrow P(k)(duration_{min}), & action = next\ phase \end{cases} \quad (4.3.)$$

İfadede geçen *increment* değeri, tanımlanan yeşil süresi uzatma değeridir. Saniye cinsinden değer kullanılmaktadır. Bu çalışmada 5 saniye olarak belirlenmiştir. İkinci aksiyon seçeneği ise, bir sonraki fazın en küçük zaman dilimiyle başlamasını ifade eder. Örneğin mevcut durum 1 nolu fazda ve yeşil süresi 30 saniye iken, seçilen aksiyon bir sonraki faz olursa X nolu faz ve yeşil süresi 5 saniye olan duruma geçiş

yapılacaktır. Burada dikkat edilmesi gereken nokta, aynı ışığın sürekli döngü haline girmesinin engellenmesi ve olası aksiyon kümesi içindeki bağıntıda bu ilişkinin gözetilmesidir. Kontrolü sağlamak için bir maksimum değer sınırı kullanılmakta, ilgili durumda en fazla süre tanımına ulaşılmışsa mutlaka bir sonraki faza geçiş sağlanmaktadır.

Trafikte adalet kavramı da gözetilerek, her ışığın/fazın sıra alabilmesi hedeflenmiştir. Bu durum, her seferinde fazların aynı sıra ile ve mutlaka ziyaret edilecek şekilde kurgulanması anlamını taşımaz. Sadece, her faz için limit belirlenmiş ve bir sonraki fazdan, yani bir küme içerisinde olası fazlardan bir başkasına geçiş sağlanmıştır. Yukarıda da ifade edildiği gibi, durum kümesinde tanımlı vektörler için, zaman planına göre tüm kombinasyonlar değil, mantıksal geçişler için tanım yapılabilmektedir.

Aksiyonlar, bir durumdan diğerine geçişi ifade ettiği için, yukarıda da vurgulandığı gibi, trafik kurallarına uygun ve mantıksal olarak desteklenebilecek bir bağıntı şeklinde kurgulanmıştır. Nihayetinde tüm aksiyonlar iki seçimden biri, mevcut fazın devamı ya da bir başka faza geçiş şeklinde olduğu için, fazın devamı söz konusu olduğunda bir sonraki süre grubu ile aksiyon ilişkilendirilmektedir. Örneğin durum tanımında mevcut giridi, 1 nolu ışık, 1 nolu faz ve yeşil süresi 20 saniye ise ve aksiyon faza devam şeklindeyse, aksiyon 1 nolu ışık, 1 nolu faz ve yeşil süresi 25 saniye şeklinde olacaktır. Eğer bir başka faza geçiş söz konusu ise bu sefer mevcut faz haricinde herhangi bir faz seçilebilir. Tekrar aynı fazın seçilmesi mantıken sürenin devamı olacağı için anlamsızdır ve aksiyon tanımında bu durumlara dikkat edilir.

4.2.3.3. Ödül Tanımı

Pekiştirmeli öğrenmede en önemli unsur, ödül mekanizmasının nasıl tanımlanacağıdır. Örneğin Q- öğrenme kullanılan bir güzergah bulma probleminde, hedeflenen noktadan başlangıç noktasına doğru geriye yansıtılacak şekilde, olası en kısa noktalar ve bunların oluşturduğu parçalar daha yüksek ödül değerine sahip olacaktır (Pushpneel vd., 2020). Ödül tanımı yapılırken, seçilen aksiyona göre bir pozitif değer artırımı da tercih edilebilir ya da daha düşük bir ceza/indirim değeri şekilde de kurgulanabilir. Önerilen modelde pozitif değer olarak ilerlemesi tercih edilmiştir. Bu şekilde başarılı seçimlerin daha yüksek bir değere tekabül etmesi beklenmiştir. Aynı zamanda ödül

değerini normalize etmek de mümkündür; bu sayede karşılaştırma ve kontrol imkanı daha da artacaktır.

Trafik ışık yönetiminde kullanılabilecek birkaç tane potansiyel ödül mekanizması sayılabilir. Bunlar, ortalama bekleme süresi, ortalama kuyruk uzunluğu, ortalama seyahat hızı ve verim olarak ifade edilebilir (El-Tantawy ve Abdulhai, 2011). Her bir ödül için tanım ve formülleri aşağıda verilmiştir (Wei vd., 2019).

Tablo 4.1: Ödül Mekanizmasında Kullanılabilecek Hesaplamalar

Seçim	Formül
Toplam gecikme	$R_t = \frac{\sum_{i \in N} \sum_{l \in L_i} (\sum_{v \in V_l^t} Cd_v^t - \sum_{v \in V_l^{p(t)}} Cd_v^{p(t)})}{\max(\sum_{v \in V_l^t} Cd_v^t, \sum_{v \in V_l^{p(t)}} Cd_v^{p(t)})}$
Ortalama kuyruk uzunluğu	$R_t = \sum_{i \in N} (\max_{l \in L_i} q_l^t)^2 - \sum_{i \in N} (\max_{l \in L_i} q_l^{p(t)})^2$
Verim	$R_t = \sum_{l \in L_i} V_{out_{t,p(t)}}$

Her ödül seçiminin kendine göre uygulamada ve sonuçlarda farklı etkileri olabilmektedir. Uygulama aşamasında hangi verinin nasıl alınacağı ve değerlendirileceği önemli iken, sonuçlarda yine seçilen ödül mekanizmasına göre farklı parametrelerin ön plana çıktığı gözlemlenebilmektedir. Örneğin ortalama kuyruk uzunluğu ödül olarak seçildiğinde, model genelde kuyruk uzunluklarını kısaltma eğiliminde olduğu için ortalama hıza etki edebilmektedir. Dolayısıyla kavşağın yapısı, trafik yoğunluklarının dağılımı ve hedeflenen iyileştirme göz önünde bulundurularak seçim yapılması, nihai başarıya etki edecektir.

Literatür incelendiğinde, ödül hesabı için verim ya da kuyruk uzunluğu daha fazla kullanılmaktadır. Kuyruk uzunluğu kullanıldığında hedef, modelin her bir aksiyon sonrası daha az kuyrukla talebi karşılaması şeklindedir. Verim için, kavşak sisteminden faydalanan, geçiş sağlayan araç sayısının belli bir zaman diliminde artırılması hedeflenmektedir. Yukarıda da ifade edildiği gibi, seçilen ödül parametresine göre modelin yapacağı seçimler değişecektir. Dolayısıyla kavşakların yapısı, trafik yoğunluğunun dağılımı gibi unsurlar düşünülerek bir seçim yapılmalıdır.

Tekli kavşak için önerilen çözüm, ödül hesabı olarak verim değerini kullanmaktadır. Her bir zaman dilimi için, kavşaktan geçiş yapan araç sayısı, verim değerini oluşturmaktadır. Zamana bağlı bir değer olduğu için ve her bir dönemde hesap yapıldığı için, her öğrenme adımında aynı bazda bir ödül değeri üretilir. Yani farklı zaman dilimleri için farklı değer üretilip, bunlar arasında bir dönüşüm gibi düzenleme ihtiyaçları olmamaktadır. Amaç, kavşaktan birim zamanda en çok aracı geçirmektir.

4.2.3.4. Öğrenme Algoritması

Model, Q- öğrenme tabanlı bir öğrenme gerçekleştirmektedir. Yukarıda ifade edilen durum ve aksiyon kümelerinden, ödül olarak belirlenen kritere göre tablo oluşturmaktadır. Bu çalışmada ödül seçimi olarak “verim” tercih edilmiştir. Verim, birim zamanda geçen araç ölçeği olduğu için daha dengeli sonuçlar üretmektedir. Öğrenme süreci, 2 saatlik dilimlerde ve sürekli olarak gerçekleştirilmektedir. Yani bir öğrenme döngüsü, 2 saatlik trafik akışı simülasyonuna göre yapılmaktadır. Her 5 saniyede bir, kavşak gözlemlenir ve öğrenme gerçekleşir. Bahsi geçen 5 saniyelik dönemler de birbirine bağlı olarak ilerlemektedir. Yani herhangi bir adımda öğrenme gerçekleştiğinde, bir sonraki sürece geçiş $T+5$ saniye şeklindedir. Bu işlem toplamda 2 saatlik süre yani 7200 saniye tamamlanana kadar devam eder. 2 saatlik süre tamamlandıktan sonra bir döngü bitmiş sayılır.

Öğrenme her döngü başında aynı çevresel şartlarda başlamaktadır. Bir önceki işletimi yapılan simülasyonun herhangi bir yan etkisi olmaması için, T_0 anında çevresel şartlar ne ise, her döngü başında aynı işlem sağlanır. Öğrenmede bir miktar rastgelelik olduğundan dolayı, dış etkenlerden kaynaklı değer değişimleri bu şekilde minimize edilmektedir. Yani öğrenilecek aksiyon seçimi, keşif/sömürü oranına göre kimi durumlarda daha önce denemediği durum kümesi girdilerini dikkate alacağı için, öğrenme gerçekleşirken ortama ait değişken ve değerler, aynı seviyede tutulmaktadır.

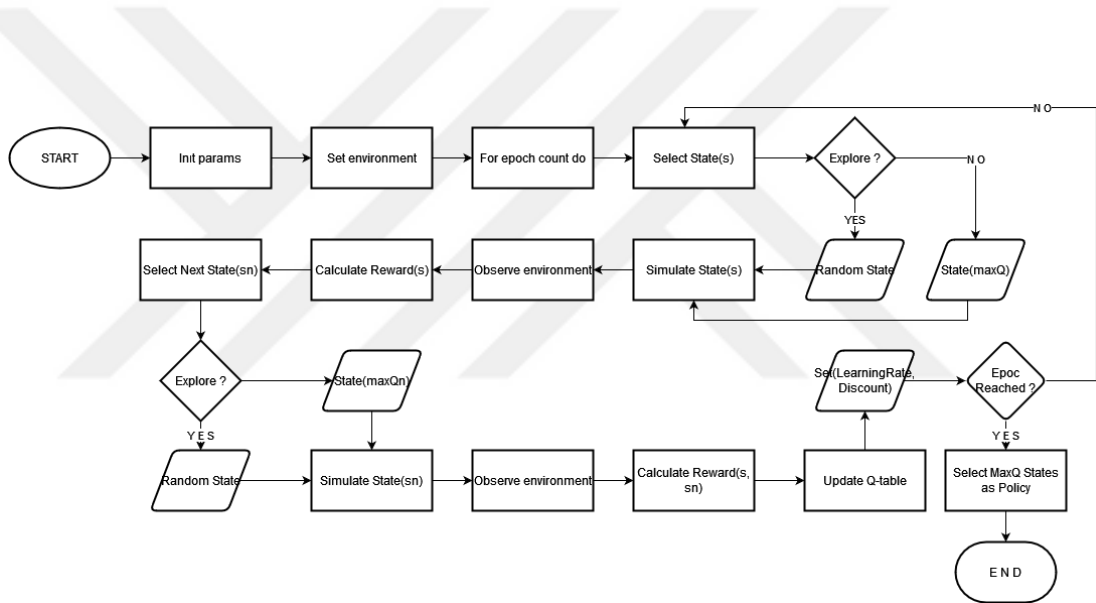
Öğrenme sürecinde gözlem, en önemli adımlardan biridir. Model, her 5 saniyelik dilimde, simülasyon sonuçlarını ortamdan bağlam bilinçli bir şekilde almaktadır. Her bir ışık için bekleyen araç sayısı, geçen araç sayısı, bekleme süreleri, yeni gelen araçlar gibi birçok değer, ödül hesabında kullanılmak üzere toplanmaktadır. Öğrenme algoritması aşağıda verilmiştir.

Algorithm 1. Single Agent			
Input:	traffic	state	observation
Output:	best states for single agent intersection		
1	Init parameters		
2	$Q_t(s_t, a_t) \leftarrow 0$ //Initialize Q-table		
3	Set environment variables		
4	for all episodes do		
5	for all light_duration_config do //Iterate through light-duration configuration		
6	observe (environment) //Observe traffic environment details		
7	environment: Light name, phase, current second, vehicle counts		
8	run (cycle) //Simulate cycle		
9	cycle: Simulate period for selected action		
10	stats(traffic) //Observe traffic stats		
11	Transfer context values for every phase change		
12	Calculate instant reward		
13	select (next_state) //Select next state		
14	Explore/exploit using e-greedy approach		
15	Transfer context values for next cycle		
16	state \leftarrow next_state //Iterate through next state		
17	Calculate reward for next_state		
18	$Q_{t+1}(s_t, a_t) \leftarrow Q_t(s_t, a_t) + \lambda [r_{t+1} + \gamma \text{Max}_{a'} Q_t(s_{t+1}, a') - Q_t(s_t, a_t)]$ //Update Q-Table		
19	end for //Iterate through light-duration configuration		
20	end for //Episodes		
21	Select max reward solutions as Q-value-mapping		

Algoritma tanımından da görülebileceği gibi, belirlenen döngü sayısı kadar bir miktarda öğrenme süreci devam etmektedir. Her bir zaman dilimi için de bu döngü sürelerinde deneme yapılmaktadır. Öğrenme gerçekleşirken, bir fazdan diğerine geçme durumu, gerçek senaryo göz önünde bulundurularak, bağlı olarak yapılmaktadır. Yani her döngüde tek bir akış değil, döngü süresi kadar ilerleme

sağlanmaktadır. Bu şekilde tekil olarak iyi ya da kötü öğrenilmiş değerler yerine, birkaç adımı da içerecek, tüm döngü için öğrenme sağlanmıştır.

Öğrenmede döngü süresi ilerledikçe, ıskonto ve öğrenme değerleri uygun şekilde değiştirilmiştir. Model ilk başlarda daha fazla uzak hedefleri ve ödülleri değerlendirir ve öğrenmeyi güncellerken, son aşamalarda artık daha fazla bilinen yakın ödülleri dikkate alır. Benzer şekilde, keşif için de başta daha fazla sayıda (model henüz bir bilgiye sahip değilken) kullanım söz konusu iken, sonlara doğru daha az gerçekleşmektedir. Şekil 4.2, algoritma akışına ait özet diyagramı göstermektedir. Süreç Q-öğrenme algoritmasına paralellik teşkil edecek şekilde ilerlemekte, model öğrenme sürecinde özellikle trafik ortamını gözlemleyerek veri elde etmektedir.

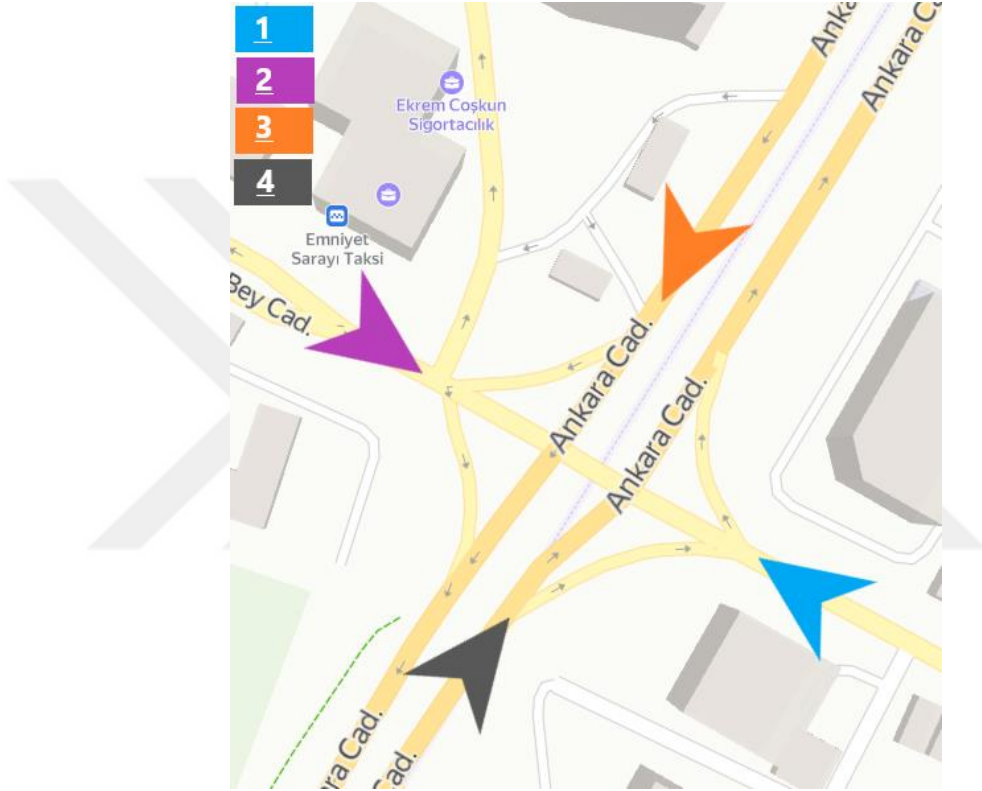


Şekil 4.2: Tekli Kavşak Öğrenme Akış Diyagramı

Öğrenme sürecinde rastgele durum seçmek, modelin daha fazla ihtimali değerlendirmesi ve muhtemel daha iyi sonuçları bulması için gerekmektedir. bununla beraber, daha önce de ifade edildiği gibi modelin öğrenme süreci ilerlediğinde tercih etmesi beklenen durum kümesi örneklerinin bilinen en iyi seçimlere doğru evrilmesi, daha sağlıklı bir sonucu ortaya çıkaracaktır. Akışta da buna göre belli bir ağırlığa gelindiğinde yani belli sayıda deneme yapıldığında öğrenme değeri ve ıskonto güncellenmektedir.

4.2.4. Test Verileri Hakkında Bilgi

Tekli kavşak için testler, Konya ilindeki Emniyet kavşağına ait veriler üzerinde gerçekleştirilmiştir. Kavşağın genel görünümü ve fazlarla ilgili bilgiler Şekil 4.3’deki gibidir. Emniyet kavşağında kuzey-güney yönlü yol, 2 şerit ve bir yan yol şeklindedir. Doğu-batı istikametindeki yol ise her yön için birer şerit olarak ayarlanmıştır. Kavşak yapısal olarak düz bir zemindedir ve göze çarpan ağırlıklı bir eğim yoktur.



Şekil 4.3: Emniyet Kavşağı ve Fazlar

Emniyet kavşağındaki faz sayısı 4 olarak belirlenmiştir. Fazların yön ve sıralamaları renk kodlarıyla yukarıda belirtilmiştir. Bu kavşak için ilk faz Kahraman yönü, son faz ise bir önceki kavşak ile bağlantılı olan Beşyol yönüdür. Araç yoğunlukları ve zamana bağlı değerler aşağıda verilmiştir:

Tablo 4.2: Emniyet Kavşağı Faz Yoğunluk Bilgileri

Faz	2 Saatlik Trafik (araç adedi)	Zaman/Araç Değeri (sn)
1.faz	786	9.2
2.faz	648	11.1
3.faz	1641	4.4
4.faz	1571	4.5

Emniyet kavşağında, 2 faz diğer fazlardan daha yoğun fakat birbirine çok yakın değerlerde, diğer 2 faz da daha az sayıda fakat bezer şekilde birbirine yakın değerlerde trafik geçişi sağlamaktadır. Bu kavşakta ana yol, ikinci dereceden bağlantı yolu benzeri bir durumun söz konusu olduğu düşünülebilir. Kuzey-güney istikameti şerit sayısı ve yoğunluğu bakımından diğer yönlere göre daha öncüdür.

4.2.5. Test Sonuçları ve Değerlendirme

Bu bölümde, tekli kavşak için yapılan simülasyon sonuçları verilmiş ve çıkan değerler üzerinden yorumlar verilmiştir. Öğrenme sürecinde kullanılan parametreler aşağıda verilmiştir. En düşük ve en yüksek trafik yoğunluğu değerleri, kavşaktan elde edilen saat bazında toplam geçiş sayılarının saniye cinsinden değerleridir. Mantıken, bu ölçüm araç başına hangi saniyede sisteme dahil edileceği şeklinde de yorumlanabilir. Testlerde bir faz için en uzun yeşil süresi 60 saniye olarak belirlenmiştir. Mevcut kurguda, sabit süreli konfigürasyonda ilgili ışıklar 20 ve 25 saniye aralıklarla dağıtılmıştır. Dolayısıyla 60 saniyelik maksimum sürenin fazlasıyla yeterli olacağı düşünülmüştür.

Tablo 4.3: Testlerde Kullanılan Parametreler

Parametre	Değer
Döngü sayısı	5000
Öğrenme değeri (α)	0.9 -> 0.5
Iskonto (γ)	0.9 -> 0.5
En düşük trafik yoğunluğu	0.002 araç/sn
En yüksek trafik yoğunluğu	0.42 araç/sn
Yeşil ışık süreleri	5 ila 60 saniye arası, 5 saniye dilimlerle

Yukarıda verilen parametreler ışığında öğrenme gerçekleştirildikten sonra, model teste tabi tutulmuştur. Modele ait başarımlar, test sonuçlarına göre değerlendirilmiştir. Yani öğrenme süreci içinde gelişen adımlar, henüz kararlı olmayan modele ait davranışlar yerine, öğrenmesini tamamlamış modelin teste tabi tutulması sonucunda ortaya çıkan değerler dikkate alınmıştır.

Tablo 4.4 ile verilen sonuçlar, 10 farklı test koşulunun değerlerini içermektedir. Q-öğrenme doğası gereği rastgele seçim yaptığı için önerilen modelin gücü ve doğruluğunu anlamak adına, birden çok kez test koşumu yapılmış ve bunlar bir bütün olarak verilmiştir. Değerlendirme ve karşılaştırma için, kolonlarda belirtildiği gibi, birden çok ölçüm kriteri dikkate alınmıştır. Böylelikle modelin ortaya koyduğu başarı, gerçek hayat örnekleri de göz önünde bulundurularak irdelenebilmektedir. Tabloda verilen sonuçlar, 2 saatlik test sonucunda ortaya çıkan kümülatif değerleri ifade etmektedir.

Tablo 4.4: Tekli Kavşak İçin Sonuçlar

Test Senaryosu	Ortalama Kuyruk Uzunluğu	Ortalama Bekleme Süresi (sn)	Toplam Geçen Araç Sayısı	En Uzun Kuyruk
1	3.42	4.29	4657	16
2	3.53	4.31	4660	18
3	3.43	4.29	4660	19
4	3.38	4.28	4660	19
5	3.40	4.28	4660	16
6	3.51	4.30	4661	20
7	3.33	4.26	4659	18
8	3.38	4.27	4654	22
9	3.29	4.26	4662	18
10	3.43	4.28	4658	17

Sonuçlar incelendiğinde, tüm test denemelerinde birbirine yakın sonuçların alındığı görülmektedir. Yani model kararlı ve tutarlı bir sonuç vermektedir. Karşılaştırma için sunulan verilerde kuyruk uzunluğu ve geçen araç sayıları, taşıt cinsindedir. Test sürecinde tüm adımlar için bekleyen araç, zamana bağlı bir değer olarak bulunduğundan dolayı kuyruk uzunlukları tam sayı olarak çıkmamaktadır. Bununla beraber, değerlendirme yapılırken kuyruk uzunluklarının küçük olması dikkate alınmaktadır. Parametrelere tekil olarak bakıldığında, kuyruk uzunluklarının küçük olduğu, bununla beraber geçen araç sayılarının büyük olduğu denemeler daha başarılı sayılabilir. Bekleme sürelerinin de daha az olduğu, hatta bu değerlerin kendi birimlerince tüm parametreler için en istenilen durumda olduğu bir test akımı varsa, en iyi sonuca yakın olacak deneme ilgili test koşumudur denilebilir.

Aşağıda Tablo 4.5 ile tekli kavşak sonuçları için bir özet sunulmaktadır. Buna göre, her bir test durumu için oluşan ortalama ve uç değerler ile, herhangi bir model kullanılmadan, sabit süreli politika işletildiğinde karşılaşılan değerler verilmiştir.

Böylece modelin başarısı, hem kendi testleri içinde hem de standart yaklaşımla ölçülebilir.

Tablo 4.5: Tekli Kavşak Sonuçlarına Ait Ortalama ve Sapma Değerleri

	Ortalama Kuyruk Uzunluğu	Ortalama Bekleme Süresi (sn)	Toplam Geçen Araç Sayısı	En Uzun Kuyruk
Ortalama	3.41	4.28	4659	18.3
Standart Sapma	0.06	0.01	2.16	1.73
En İyi Seçim	3.29	4.26	4662	18
Sabit Süreli	5.11	4.53	4647	14

İlk etapta dikkate değer olan, modelin test sonuçları arasında standart sapmaların oldukça düşük olmasıdır. En az farkın ortalama bekleme süresinde olduğu gözlemlenmektedir. Mevcut yaklaşım adı altında verilen sonuç, sabit süreli politikadır ve önerilen model ile karşılaştırıldığında daha az sayıda araç geçişini sağlamıştır. Model ödül olarak verim değerini kullandığı için fazla araç geçişi, modeli başarılı kılmaktadır. Bununla beraber, diğer değerlerde de model standart yaklaşıma nazaran iyi bir sonuç üretmiştir. Sadece en uzun kuyruk hesabında daha fazla sayıda aracın bekletildiği gözlemlenmektedir. Yani ortalama kuyruk uzunluklarında önerilen model, sabit süreli seçime göre oldukça iyi bir performans göstermektedir ancak detayda akış içinde en uzun kuyruğun önerilen model için daha fazla çıktığı dilim de gözlenmiştir.

İki saat boyunca yürütülen simülasyon sonuçlarına ait detaylı adımlar için de şekiller üzerinden değerlendirme yapmak, model davranışını ve başarısını anlamak için faydalıdır. Bu bağlamda aşağıda Şekil 4.4 ve devam eden örnekler üzerinden, her beş saniyelik adım için ortaya çıkan test sonuçları verilmiştir. Sonuçlar irdelenirken, her adımda 5 saniyelik dilimin kümülatif ilerlediği düşünülmelidir.

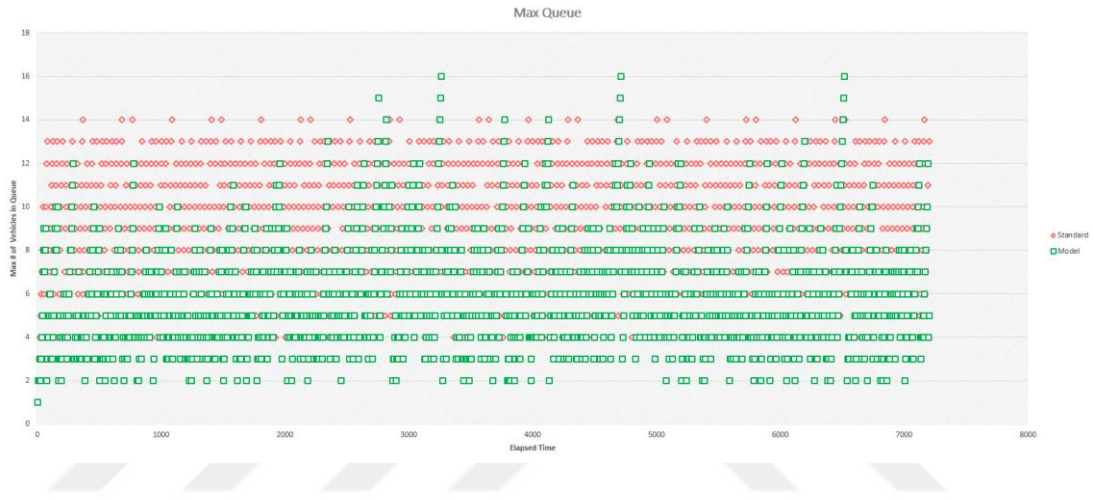


Şekil 4.4: Ortalama Kuyruk Uzunluğu

Şekilde yatay eksen, her bir zaman dilimini beşer saniyelik aralıklarla ifade etmektedir. Dikeyde ise, ortalama araç kuyruk uzunlukları verilmektedir. Kuyruk uzunlukları, ilgili dilim için gerçekleşen değerleri ifade etmektedir yani anlık olarak sistemin resmini göstermektedir. Yeşil olarak kodlanan sonuçlar önerilen modele ait çıktılar iken, kırmızı olarak verilen sonuçlar, standart zamanlı yani sabit zamanlı kavşak politikasına ait sonuçları ifade etmektedir. Şekil incelendiğinde, ortalama kuyruk uzunluklarının, önerilen model için genelde daha az olduğu ve sabit süreli politika ile kıyaslandığında ortalama 2 araçlık olarak ifade edilebilecek seviyede daha az olduğu dikkat çekmektedir. Sabit süreli sonuçlarda kuyruk uzunluğuna ait değerlerin önerilen modele göre daha iyi çıktığı, yani ortalama kuyruk uzunluklarının daha az olduğu örnekler de görülmektedir. Bu örnekler, sabit süreli politika söz konusu olduğunda daha uzun süreli faz tanımlarının geçerli olmasından kaynaklanmaktadır. Önerilen model için yeşil ışık süreleri ortalama 15 saniye iken, sabit süreli de bu değer, fazlara göre farklılaşmakla beraber 20-25 saniyelerdedir. Dolayısıyla yeşil ışığın daha fazla açık olduğu belli fazlarda daha az kuyruk uzunluklarına ulaşıldığı görülmektedir. Ancak, genele bakıldığında, önerilen modelin daha dengeli ve düşük bir kuyruk uzunluğu standardını tutturabildiği görülmektedir.

Şekil 4.5 ise her beş saniyelik dilimlerde oluşan en uzun kuyrukları ifade etmektedir. Ortalama kuyruk uzunlukları sonuçlarına benzer bir sonucun gözlemlendiği şekilde, önerilen modelin, sabit zamanlı politikaya göre genelde daha küçük uzunlukta kuyruklar oluşturduğu görülmektedir. Ortalamada yaklaşık olarak önerilen model için 5 olan ağırlıklı ortalama, sabit zamanlı sonuçlar için 10 araç civarındadır. Yani önerilen modelde en uzun kuyruk uzunlukları, önemli ölçüde azalmıştır. Kimi

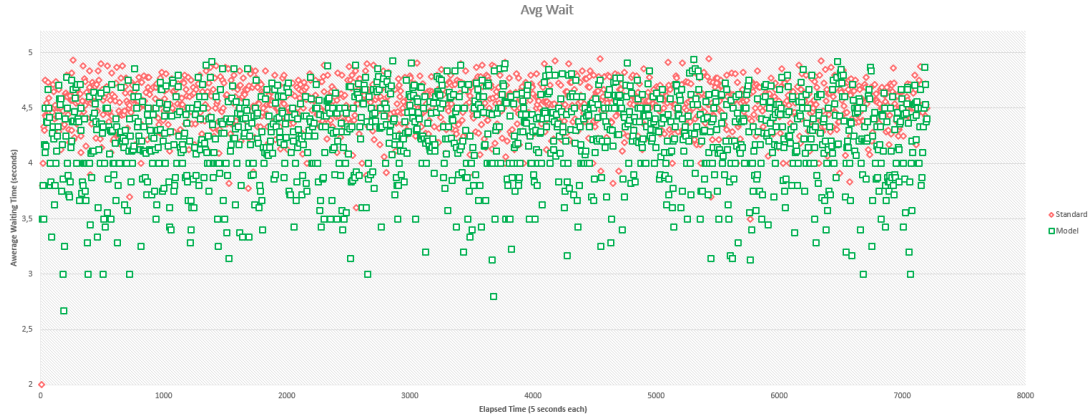
sonuçlarda önerilen modele ait kuyruk uzunluklarının daha fazla olduğu da gözlemlenmiştir. Ortalama uzunluklara benzer şekilde, faz sürelerinin maksimum olduğu akışlara denk gelen bu örnekler, genel gidişat içerisinde çok düşük bir yüzdeyi oluşturmaktadır. Kuyruk uzunluklarına ait iki şekil beraber değerlendirildiğinde, önerilen modelin bekleyen araç sayısında önemli oranda iyileştirme sağladığı gözlemlenmiştir. Yani sistemden yapılan adaptif öğrenme süreci, daha verimli bir trafik politikası üretilmesine katkı sağlamıştır.



Şekil 4.5: En Uzun Araç Kuyrukları

Şekil 4.6 ile ortalama bekleme süreleri verilmiştir. Yatay eksen her beş saniyelik dilimleri ifade etmekte, dikey eksen ise, saniye cinsinden bekleme sürelerini vermektedir. Yeşil renkli sonuçlar önerilen model için, kırmızı renkli sonuçlar ise sabit süreli politikaya ait sonuçlardır. Ortalama bekleme süresi sonuçları genel olarak incelendiğinde, daha düşük bantlarda önerilen modele ait sonuçların yer aldığı gözlemlenmektedir. Bekleme sürelerinin daha yüksek kısımlarında ise, genelde standart sabit süreli politika görülmektedir. Kuyruk uzunlukları sonuçları ile beraber değerlendirildiğinde, daha düşük kuyrukların, ortalamada daha düşük bekleme sürelerini oluşturacağı düşünülebilir. Kuyruk uzunlukları uzadıkça, özellikle kuyruğun sonundaki araçların daha fazla bekleyeceği açıktır. Ayrıca her bir fazda geriye kalan araç sayısı arttıkça bekleme süreleri de artar. Sabit süreli seçimde, faz süreleri daha uzun olduğu için, kimi durumlarda yeşil süresinde bekleyen araçlar tamamen geçememektedir. Bu durumda bekleme süreleri daha da artmaktadır. Önerilen modelin

bazı sonuçlarda çok daha az yani ortalama deęerlerin çok altında sonuçlar üretmesi, dengeli bir şekilde yeşil ışık fazı dağıtımını sağladığını göstermektedir.



Şekil 4.6: Ortalama Bekleme Süreleri

Bekleme süreleri ve kuyruk uzunlukları bir model için önemli ölçüm ve deęerlendirme parametrelerini oluşturmaktadır. Ancak bunlarla beraber, sistemden istifade eden yani kavşaktan geçiş yapan araç sayısı da düşünölmelidir. Şekil 4.7 her beş saniyelik dilimler için toplam geçen araç sayısını göstermektedir. Şekil incelendiğinde, standart sabit süreli model için daha fazla sayıda yüksek seviyede toplam geçen araç olduğu gözlemlenmektedir. Bununla beraber, önerilen modele ait dağılım daha düşük sayılarda kalmakla beraber, birbirine her bir dilimde daha yakındır. Yani sabit süreli politika işletildiğinde kimi aralıklarda yüksek sayıda geçiş olurken, kimilerinde çok düşük araç geçmektedir. Önerilen modelde ise, genelde daha düşük sayıda araç geçişi söz konusu iken, bu geçişlerin her bir dilimde daha dengeli dağıldığı yani daha fazla aralıkta geçişlerin olduğu görölmektedir. Faz süreleri düşünöldüğünde bu durum anlaşölmaktadır: faz sürelerinin daha kısa olduğu önerilen modelde daha az sayıda geçiş olmakta ancak her bir yol için daha fazla şans doğmaktadır. Daha uzun faz sürelerine sahip sabit süreli model için yeşil ışık akımlarında özellikle transit geçişler de artacağı için daha fazla geçiş olmakta ancak standart sapması, yani her bir dilim için dağılımı daha kötü olmaktadır.



Şekil 4.7: Toplam Geçen Araç Sayısı

Tüm sonuçlar beraber değerlendirildiğinde, önerilen modelin daha az bekleme, daha kısa kuyruk uzunluklarını oluşturduğu gözlemlenmektedir. Ortalama geçen araç sayısı bazında daha düşük sayıları olan önerilen model, verim söz konusu olduğunda toplamda daha yüksek değerlere çıkmaktadır. Yani sabit süreli politika ile karşılaştırıldığında, performansı yüksek bir geçiş imkanı verecek bir model ortaya konmuştur.

4.3. Çoklu Kavşak Çözümü

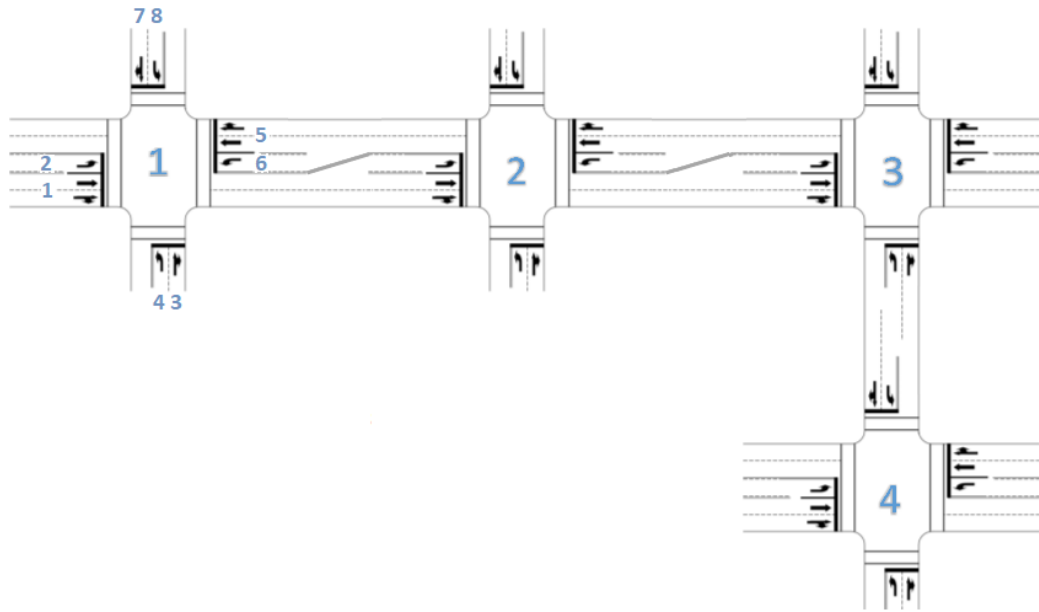
Tek bir kavşak için ortaya konacak çalışma, iyileştirme adımlarını içerecek olsa da, trafik gerçeği düşünüldüğünde birbiriyle bağlantılı olacak, bölgesel ya da bütüncül olarak bir kavşak sistemini dikkate almak, ulaşılmaması istenen hedefdir. Tez çalışması kapsamında önce tekli kavşak için sunulan çalışma genişletilmiş, birden çok kavşağın bağlı olduğu bir düzende çalışacak şekilde çoklu etmen bir yapıya büründürülmüştür. Tekli kavşaklarda yapılan çalışmada, kavşağa ait faz sıralaması ve süreleri bulunmuştur. Yani ortaya konulan model, kavşaktaki ışık planına ait uygun zaman ayarlamalarını öğrendiği gibi, uygun faz sıralamalarını da öğrenmektedir. Ancak tek bir kavşak için yapılan bu iyileştirmeler, izole bir ortam kabulü için anlamlı olabilir. Yani trafiğin akışı içinde tek başına bir kavşağın pratikte toplam akışa etkisinden ziyade, bölgesel hatta daha geniş çaplı planlar düşünülmelidir.

Birbirine bağlı kavşaklar söz konusu olduğunda, daha önce gündemde olmayan çeşitli sorunlar, ihtiyaçlar ve çözüm kümesi ortaya çıkmaktadır. Bunlardan ilki, kavşakların bir bütün olarak değerlendirilmesi hangi plana göre yapılacak sorusudur. Yani

kavşaklar öğrenme gerçekleştirirken komşu ya da etkileşimli ne kadar kavşağı ne tür bir ilişki ile dikkate alacaktır? Bir diğer konu, kavşaklar arasındaki veri alış verişi ya da hesaplanan performans değerlerinin ağırlıklandırılması sorunudur. Buna göre, bir kavşakta elde edilen veriler bir diğer kavşak için de anlamlı olacak mıdır ya da hangi aşamada anlamlı olacak mıdır problemi çözümlenmelidir. Bir diğer önemli unsur ise, modelin oluşturulması aşamasında durum ve aksiyon kümelerinin tanımıdır. Tüm kavşakların bir bağıntı içerisinde ağırlıklı olarak mı dahil olacağı, ya da her birinin bağımsız tanım olarak verilip, kümülatif yeni bir değer kümesi mi oluşturacağı konusu çözüm gereken bir mesele olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu bölümde bağlı kavşak kavramına ait genel tanımlar verilecek, yukarıda ifade edilen problem/sorun ekseninde ortaya konan model detaylandırılacaktır. Yapılan testlere ait sonuçların paylaşılması ve değerlendirmelerle tez kapsamında yapılan ana çalışma tamamlanmış olacaktır.

4.3.1. Kavşak Tanımı

Bir bölge ya da alan içerisinde, birbirine en az bir yol ile bağlanan, trafik taşıyan sisteme çoklu kavşak ifadesi verilmiştir. Kavşakların birbirine etkisinin olması, bir kavşaktaki kararın diğeri için etki oluşturması beklenmektedir. Örnek bir çoklu kavşak çizimi aşağıda Şekil 4.8 ile verilmektedir.



Şekil 4.8: Çoklu Kavşak Örneği

Şekilde 1, 2, 3 ve 4 numara ile ifade edilen 4 adet kavşak görünmektedir. Bu kavşakların her birinin birbirine bağlı olmadığı, ancak bir bütün olarak bağlı olduğu görülmektedir. Yani örneğin 1 numaralı kavşak, 2 numaralı kavşak ile bağıntılı ve dolayısıyla etkileşim içindedir. 2 numaralı kavşak ise, hem 1 numara hem de 3 numaralı kavşak ile etkileşime sahiptir. Bağlı olan kavşaklarda, bir sonraki ya da önceki kavşağa trafik akışı sağlayan yollar, dolayısıyla bu yolların açık ya da kırmızı durumda olmasını belirleyen fazlar, sistemin etki alanını ifade etmektedir. Kavşakların her biri için bağımsız faz tanımları olabilir. Kavşakların yapı itibariyle birbirini bloklamadığı ve herhangi bir trafik kuralı ihlaline tanım gereği yol açmadığı kabul edilmiştir.

Çoklu kavşaklar için faz sıralamaları her bir faz için ayrı olmak kaydıyla toplamda sistemi ifade edecek şekilde düşünülebilir. Örneğin 1 nolu kavşak için T anında 1 nolu faz, 2 nolu kavşak için 5 nolu faz, 3 nolu kavşak için de 7 nolu faz yeşil sürecinde olabilir. Her bir fazın birbirinden bağımsız süreleri olabileceği gibi, faz sıralaması da bağımsız olacaktır. Standart bir kavşak kurgusunda kavşakların trafiği engellemeyecek şekilde fazların tanımı geçerli iken, birbirine bağlı kavşaklar için bir engelleme olmayacağı değerlendirilmektedir. Ancak, yine de faz tanımı düşünüldüğünde, aynı faz dilimi içinde birbirinin tersine olacak ya da tek bir yöne ağırlık kazanacak fazlar, daha sonra trafikte sorunlara yol açacaksa buna uygun faz kısıtları getirilebilir.

4.3.2. Çoklu Kavşaklar İçin Çözülmesi Gereken Problemler

Trafikte birbirine bağlı kavşaklar için akıllı bir model önerildiğinde, ortaya çıkan kimi problemler de adreslenmelidir. Tek başına bir kavşak için var olan problemler burada da geçerli olmakla beraber, etkileşim söz konusu olduğu için yeni maddeler de dikkate alınmalıdır. Trafikte ne zaman veri toplanacağı, hangi verilerin anlamlı olduğu gibi tekli kavşak için geçerli olan sorunlar çoklu kavşak için de gündemdedir. Bunlara ek olarak, kavşaklar arasına ne tür bir iletişim mekanizması ya da protokolü olacağı, bu iletişimin hangi zamanlarda yapılacağı çoklu kavşaklara özel durumlardır. Kavşak performansları değerlendirilirken bir bütün olarak sistem de değerlendirileceği için araçlara ait istatistiklerin dağılımının nasıl yapılacağı, ya da bir kavşağın bir blok içinde ağırlığının ne olacağı gibi maddeler de, öncelikle değerlendirmeye ihtiyaç duymaktadır.

4.3.2.1. Kavşaklar Arası Veri İletişimi

Çoklu etmen bir model ortaya konulduğunda, ajanların birbiriyle nasıl haberleşeceği, dolayısıyla akıllı trafik kavşak yönetimi için kavşak sistemlerinin nasıl haberleşeceği sorun olarak ortaya çıkmaktadır. Sadece veri paylaşımında ihtiyaç duyulacak standart değil, aynı zamanda kavşakların faz planları için de dikkate alınması gereken durumlar söz konusudur. Her bir kavşağın kendine ait faz süreleri olabileceği için, bu sürelerin nasıl dağılacağı, bir fazda öğrenim aşamasında bağlı diğer bir kavşağa fazın uzatılması ya da bir başka faza geçilmesi, farklı etkiler oluşturabilir.

Kavşaklar arasında faz tanımlarının ya da faz ayarlamalarının bağımsız fakat öğrenme sürecinde anlamlı hale getirilmesi gerekmektedir. Problemin gerçek hayattaki şartları da göz önünde bulundurulduğunda, tüm kavşaklar için standart fazların olması değil, her bir kavşak için en uygun faz sıra ve sürelerinin olması beklenir. Dolayısıyla kavşaklar arasında veri iletişiminin ne zaman olacağı, hangi faz aşamalarında nasıl yapılacağı ve ne anlama geleceği önem arz etmektedir. Çözüm olarak, sistemin tümü için geçerli olacak ya da sistemin genelinde performansı artıracak ana parametreleri besleyen veriler ve bunların kavşaklar arasında yayılımı tercih edilmektedir (Wooldridge, 2002).

4.3.2.2. Araç İstatistik Hesaplamaları

Bir bütün olarak sistemin genel performansı iyileştirilmeye çalışıldığı için, özelde her kavşakta hesaplamaya dahil edilen araç adetleri, bir sonraki ya da önceki kavşak için de dikkate alınacak mı ya da istisna mı tutulacak, cevap verilmesi gereken bir soru ve sonuca etki eden bir tercihtir.

Her kavşak için araç ayrı bir değer olarak düşünüldüğünde, bir faz içinde birden çok kavşaktan geçen araç, her biri için girdi olacaktır ve toplamda hesaplanan değerler için her kavşakta ağırlıklarına göre etki edecektir. Eğer araç tüm sistem boyunca tek bir değer olarak düşünülürse bu sefer de ilgili kavşaktan bir sonrakine geçtiğinde hesaplamalarda düzeltme ya da ağırlık etkisi yansıtmak gerekecektir. Bu çalışmada araçların tek bir fazda birden çok kavşaktan geçmesi ve istifade etmesi olası diye düşünülmüş ve sistem ile etkileşim boyunca kavşakların hangisinden hizmet aldıysa, o kavşak için hesaplamalara dahil edilmiştir.

4.3.2.3. Kavşak Ağırlık ve Etkileri

Trafik akışında her kavşak, hatta bir kavşaktaki her yol aynı şerit/hizmet hacmi, trafik yoğunluğu, ya da hareket alanına sahip olmayabilir. Bu durumda herhangi bir kavşağın diğer kavşaklar içinde, ya da herhangi bir yolun kavşaktaki diğer yollar içinde tanımlı olacak ağırlığı söz konusu olabilir. Model öğrenme gerçekleştirirken, bu ağırlık, faz süresi ve sıralamasındaki dağılıma göre ortaya çıkabileceği gibi, modele öğrenme aşamasında gerekli yönlendirme de yapılabilir. Tüm kavşakların aynı ağırlıkta değerlendirilmesi durumunda, trafik akışına göre çok daha yoğun olan bir kavşak ya da yön varsa, öğrenme sürecinden etkilenebilir. Benzer şekilde, ağırlık verilmesi gereken, ana yol gibi ayrımlar söz konusuysen, tüm yollar ve seviyeler aynı kabul edilirse toplam performans istenilen düzeyde olmayabilir.

Öğrenmenin gerçekleşeceği modelden ziyade, ilgili kavşak sistemi ve trafik yoğunluğu dikkate alınmalıdır. Bu durumda yollar ya da kavşak ve yönler arasında ihtiyaca göre ağırlıklar verilebilir. Bu ağırlıklar, öğrenmede aksiyon kümesinde daha fazla ilgili kavşak veya yola yeşil hakkı vermek şeklinde kurgulanabileceği gibi, daha uzun faz süreleri şeklinde de değerlendirilebilir. Örneğin bir kavşak sisteminde, belli bir yönde diğer yönler göre baskın bir yoğunluk varsa, buradaki akış ve ilgili yöne ait değerlerin, kümülatif hesap içinde daha fazla değer kazanması, yani mantıken senaryoya uygun olacak şekilde kavşak ağırlıklarının yoğunluğun olduğu yöne doğru kaydırılması, modelin öğrenme sürecinde daha doğru aksiyonları seçmesine yardımcı olacaktır. Bu çalışmada baz alınan trafik verilerinde söz konusu olacak bir baskın kavşak ya da yol olmadığı için, kavşaklar denk kabul edilmiştir. Bir başka ifadeyle, kavşaklar arasında iletişimde ve kümülatif ödül hesabında her kavşağın aynı oranda etkisi olduğu kabul edilmiştir.

4.3.2.4. Kavşaklar Arasındaki Bağlantı Seviyesi

Kavşakların birbiriyle iletişimine benzer bir konu olarak, model içerisinde bir kavşağın komşu kavşak ile ilişkisinin tanımı da önem arz etmektedir. Her bir kavşak, kendisine bir ya da birden çok yön ile bağlı bir diğer kavşak için etkileyici ya da etkilenen pozisyonunda olabilir. Dolayısıyla trafik akışında buradaki ilişkiye göre taşınan bir yoğunluk olmaktadır.

Model çalışmaları yapılırken kavşağa ait derecelendirme ile, bir ya da daha fazla sayıda komşu kavşak, trafik akışında ve ödül hesaplamasında kullanılabilir. Bu çalışmada, her bir kavşağın kendisine komşu olan, yönden bağımsız, bir kavşakla doğrudan etkileşimi kabul edilmiştir. Böylelikle kavşakların taşıdığı trafiğin bir diğerine etkisinin nasıl düzenleneceği, öğrenmede ne tür aksiyonların alınacağı, her bir kavşak üzerinde, komşuluk ilişkileri seviyesinde çözülmüş olmaktadır. Kavşaklarda araçlara bağlı istatistik hesaplarında ise, bu komşuluk ilişkisi, tekrar olmayacak ancak her kavşak için ayrı bir değer olacak şekilde hesaplanmaktadır.

4.3.3. Çoklu Ajan Kullanımı

Birden çok kavşağın oluşturduğu sistem söz konusu olduğunda, her kavşağın nasıl yönetileceği de önem kazanmaktadır. Önceki bölümde de vurgulandığı üzere, kavşaklar arası veri paylaşımı, kavşaklardaki trafik verilerinin sınıflandırılması gibi problemler, sistem genelinde tek bir öğrenen ajan aracılığıyla değil, her bir kavşak için öğrenme sürecinde adımları takip edecek ayrı ajanlar aracılığıyla ilerlenmesi durumunda çözümü daha kolay olmaktadır.

Her kavşak için konumlandırılan ajanlar, öğrenme unsurları, görevli buldukları kavşak için gerekli gözlem, aksiyon ve ödül hesaplarını yönetmektedirler. Ancak sistem genelinde öğrenme sonucunda alınması gereken karar, merkezi bir yönetim seviyesinde sağlanmaktadır. Bir başka ifadeyle her bir ajan, ortak bir hedef için çalışmaktadır.

Çoklu ajan sistemlerinde pasif ya da aktif unsurlar olabilir. Problemin doğasına göre ajan tanımı yapılır ve kategorisi seçilir (Kubera, Mathieu ve Picault, 2010). Akıllı trafik yönetimi için ajanlar, kavşak yönetim sistemi gibi düşünülebilir ve aktif varlık olarak kabul edilebilir (El-Tantawy ve Abdulhali, 2012). Kavşak içerisindeki trafik akışı, fazlar, döngü süreleri ve sıralamaları da bu ajan içinde kullanılan unsurlardır. Gözlem sürecinde atandığı kavşaktaki araç sayıları, süreler ve fazlarla ilgili bilgileri toplar ve merkezi olarak verilen karara göre kavşakta düzenleme yapar.

Bu çalışmada model içerisinde kullanılan işlemler, çoklu ajan yardımıyla gerçekleştirilmiştir ve pasif, ya da tam bağımsız kararlar kullanılmamıştır. Her bir ajan nihayetinde sistemin geneli için öğrenme yapar ve aksiyonları da merkezi olarak atandığı şekliyle yerine getirir.

4.3.4. Model Tanımı

Çoklu kavşak sistemleri için çoklu ajan yaklaşımı üzerine kurgulanmış Q- öğrenme algoritması tercih edilmiştir. Tekli kavşakta olduğu gibi, öğrenme sürecinde ödül mekanizmasının iyi kurgulanması sayesinde ön çalışma ya da iyi tanımlanmış bir kural kümesi ihtiyacı olmadığı için, Q- öğrenme problemin doğasına uygun düşmüştür. Önceki bölümde de ifade edildiği gibi, kullanılan çoklu ajan yaklaşımında her ajan ortak bir hedef için koordineli çalışmaktadır ve bağımsız kararlara izin verilmez.

Tek bir kavşak için geçerli olan problemlere ek olarak, çoklu kavşaklarda çözülmesi gereken yeni bazı problemlerin de olduğu önceki bölümde ifade edilmiştir. Bu problemlerin çözümünde çoklu ajan kullanımı, yani her kavşak için çalışan ve diğer kavşaklarla, dolayısıyla sistemin geneliyle haberleşen bir öğrenme ağı söz konusudur. Çoklu ajanlarla, birden çok parçanın aynı hedef için daha etkin çalışması sağlanabilir (Liu Y., Liu L. ve Chen, 2017).

Model tanımında daha önce tek bir kavşak için ifade edilen vektörel tanımlar, çoklu ajan söz konusu olduğunda ajan sorumluluğuna göre genişlemekte ve ödül mekanizması için de benzer bir bütünleşik yaklaşım gözetilmektedir. Öğrenme sürecinde ajanlar, kendi gözlem ve kontrolü altında olan kavşağı deneyimlerken, diğer kavşaklarla ilgili gerekli olan bilgiyi ya da sistemin genelinde karar verme aşamasında ihtiyaç duyulan bilgiyi bu genişletilmiş kümeler sayesinde sağlamaktadır.

4.3.4.1. Durum Kümesi

Bir kavşak için durum tanımında anlık olarak ışıkların statüsü, faz bilgisi ya da kuyruk yoğunlukları gibi değerler kullanılabilir. Çoklu kavşak söz konusu olduğunda da benzer opsiyonlar dikkate alınmaktadır (Al-Tantawy ve Abdulhai, 2012). Tekli kavşaktan farklı olarak, durum kümesi tüm sistemin anlık değerlendirmesini içerdiği için, tüm kavşaklara ilişkin bilgi aynı vektörde ifade edilmektedir. Buna göre, model için durum kümesi, her bir kavşağın hangi fazda olduğu, her fazın mevcut yeşil süresi ve bağlı olduğu kavşak bilgilerinden oluşmaktadır. Aşağıda Formül 4.4 ile ifade edilen tanımda, *currentDuration* ilgili kavşaktaki mevcut kullanılan yeşil ışık süresini ifade eder. Dolayısıyla kavşaktaki kırmızı ışıkların da süresini içermektedir. *currentGreenPhase*, kavşakta hangi fazın hangi yön/yol için yeşil ışık yaktığını, yani hangi yol için geçiş imkanı olduğunu tanımlamaktadır.

$$S = \{int[n].light[m].currentDuration, int[n].light[m]currentGreenPhase\} \quad (4.4)$$

Durum kümesi, her kavşak için olası tüm sürelerin birleşiminden oluşmaktadır. Örneğin modelde 3 kavşak kullanılmışsa, her kavşakta 5 faz mevcutsa ve her faz için 10 süre dilimi, yani 5 saniyelik 10 dilim varsa toplamda tüm bu elemanların birleşiminden durum kümesi oluşmaktadır. Ancak küme, tam bir kartezyen çarpımı ifade etmemektedir. Tekli kavşak için ifade edilen, kavşakta geçerli olacak, trafik kurallarına uygun kombinasyonlar durum kümesini oluşturur. Durum kümesi üzerinden aksiyon seçildiği için, söz konusu filtreleme gerekmektedir.

Literatürde durum tanımı olarak çoğunlukla kuyruk uzunluğu kullanılmaktadır. Kümülatif kuyruk uzunluğuna göre durum tanımı bulunur, aksiyon da bu tanıma göre düzenlenir. Ancak kuyruk uzunluğu, sürekli bir değer olduğu için tanım kümesinde oldukça yüksek sayıda eleman olmaktadır. Literatürde bu tür durumları çözmek için de boyut indirgenir ve temsil olacak elemanlarla ilerlenir. Bu çalışmada modelde tercih edilen durum tanımı, aslında Q-öğrenme sürecinde gözlem fonksiyonunu da düşünerek modelin anlık resmini ifade etmektedir. Yani bir T anında sistemin vaziyeti, çevreden elde edilen verilere göre bağlam oluşturulması, durum kümesi için daha uygun olacaktır. Bu şekilde sürekli değerlerin kullanımı ve yüksek boyut sorunu ortadan kalkmaktadır. Aynı zamanda her kavşağın faz süresi ve sıralaması da bu şekilde ilişkişel olarak öğrenilmektedir.

4.3.4.2. Aksiyon Kümesi

Durum kümesinde tanımlanan girdiler, tüm kavşakları kapsadığı için, aksiyon kümesinde oluşacak seçimler de buna göre düzenlenmelidir. Yani tek bir kavşak için geçerli olan fazın devamı/uzatılması ya da bir sonraki faza geçiş, prensip olarak aynı kalmakla beraber, tüm kavşakları tanımlayabiliyor olması gerektiği için daha geniş bir vektörel ifade kazanmıştır. Çoklu kavşaklar için aksiyon kümesi, her bir olası faz senaryosunun her kavşak için kartezyen çarpımı şeklide ifade edilebilir. Bir başka deyişle, kavşakların tümü için olabilecek tüm durum tanımlarını içermektedir.

Durum kümesi üzerine bina edilmiş olsa da nihayetinde aksiyon aşamasında alınan karar, bir ya da birden çok kavşak için süre artırımını ve/veya bir ya da birden çok kavşak için bir sonraki faza geçiş şeklidir. Durum ve aksiyon kümesi arasında olası

geçişleri ve bağıntıları, Q- öğrenme algoritmasına uygun şekilde tablo halinde tutmak ve sadece geçerli olacak kombinasyonları vermek, aksiyon kümesinin kısıtı olmuştur. Tüm kombinasyonlar ya da tüm seçimler aslında aksiyon olarak tanımlanmaz. Sadece kural gereği geçerli olan kombinasyonlar dahil edilir. Örneğin, herhangi bir durum girdisinden, yine aynı duruma düşülecek bir aksiyon tanımı yapılamaz. Benzer şekilde, bir durumda kullanılacak maksimum yeşil süresi tüketildi ise, aynı faz ve kavşak için süre artırım söz konusu olmaz ve bir sonraki fazı seçen aksiyon listeye dahil edilir.

$$A = \begin{cases} P_{int}(n) \leftarrow P_{int}(n+1)(duration + increment), & action = increment \text{ current green} \\ P_{int}(n) \leftarrow P_{int}(k)(duration_{min}) & , action = next \text{ phase} \end{cases} \quad (4.5)$$

Tekli kavşak için aksiyon kümesi oluşturulurken sadece geçiş yapılabilecek bir sonraki zaman dilimi ve bir sonraki faz olasılıkları varken, çoklu kavşak söz konusu olduğunda bu küme her bir kavşak için genişletilmektedir. Ancak nihayetinde alınacak aksiyon aynıdır: mevcut fazı devam ettirmek ya da bir sonraki faza geçmek. Fark olarak sadece devam edecek faz ve sonraki sürece geçecek faz kavşak bazında bağımsız olarak işletilecektir.

4.3.4.3. Ödül Tanımı

Daha önceki bölümlerde de ifade edildiği gibi, öğrenme sürecinde en önemli unsur, ödül mekanizmasıdır. Literatürdeki çalışmalar, araştırmada kullanılan kavşakların genel durumu da dikkate alınarak, ödül hesabında yine verim kullanılmıştır. Ancak tekli kavşak sisteminden farklı olarak, birden çok kavşağın oluşturduğu bir bütünün verimi hesaplanmıştır.

Sistem genelinde performansın artırılması hedeflenirken, tekil kavşak bazlı yan etkilerin olmaması için, ödül hesabı içinde ağırlıklandırma yaklaşımı kullanılmıştır. Yani ödül hesabında sistemin genelinde ortaya çıkan verim değerine ek olarak, her bir kavşağın verimi de hesaplanmıştır. Her iki değer de aynı türden olduğu için hesaba doğrudan dahil edilmesi ve herhangi bir matematiksel birim değişikliğine gidilmemesi önemlidir. Ancak, birden çok kavşak olduğu için, bu kavşakların her birinden alınan

verim değeri, toplamda bir ağırlık yapmaktadır ve bu ağırlık, her bir kavşak için eşit dağıtılmıştır.

Ödül hesabında birden çok veri kullanımını söz konusu olduğunda ve bunları ağırlıklandırmak gerektiğinde, hangi değerlerin seçileceği ve bu seçimin nasıl doğrulanacağı önem arz etmektedir. Bu çalışmada, meta sezgisel yöntemlerden istifade edilerek, bağıntı içerisinde yer alan ağırlık değerleri hesaplanmıştır. Öğrenme sürecinde olası adaylar, Tabu arama algoritmasına uygun olacak şekilde belirlenmiş ve gözlemlenen en iyi değer üzerinden öğrenme süreci ilerletilmiştir. Nihai durumda ortaya çıkan ağırlıklara göre oluşan ödül hesabı Formül 4.6 ile verilmiştir. Formülde geçen ağırlık çarpanları, önerilen modelin ödül hesabında her kavşağı hem tekil olarak, hem de sistemin genelinde kabul ettiğini ifade etmektedir. Yani yukarıda da açıklandığı gibi, kavşakların kendi izole performansı da ödül hesabında kullanılmıştır.

$$R = [\sum_1^n int(n)(r) * \alpha] / n + V_{out} * \beta \quad (4.6)$$

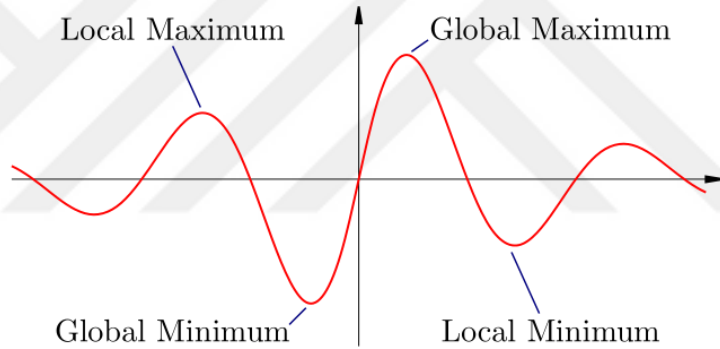
Ödül hesaplamasında verim değeri, 5 saniyelik zaman dilimi içinde kavşaktan geçen araç sayısı bazlı hesaplanmaktadır. Her bir kavşak için toplam sayı bulunur ve tüm geçiş sayıları toplanır. Hesaplama öncesinde, algoritma akışında da ifade edildiği gibi, çevreden yapılan gözlem sonucunda bağlam bilinçli veriler alınmakta, bu veriler ödül hesabında kullanılmaktadır. Literatürdeki kümülatif hesaplardan farklı olarak, her bir kavşak için de ayrıca hesap yapılmaktadır. Yani kümülatif olarak modelin ortaya koyduğu verim değeri, kavşak bazında da detaylandırılmakta ve hesaba katılmaktadır.

Bir kavşağın, önerilen modele göre düşük verim sağlaması ancak toplamda verimin yüksek çıkması, yani dengesiz bir ödül hesabının yapılması ihtimal dahilindedir. Bu çalışmada hedeflenen, dengeli bir iyileştirme olduğu için, her bir adımda öğrenilen aksiyon için ne kadarlık bir verim alındığı, ağırlıklandırma kullanılarak her bir kavşak için de düşünülmüştür. Bu yöntem sayesinde kavşakların toplam sisteme katkılarıyla beraber, kendi performansları da bir bakıma sistem içinde izole olacak şekilde bulunmaktadır. Hesaplama kullanılan ağırlıklar Tabu arama aracılığıyla bulunmaktadır. Ağırlık oranı kadar kavşaklar ayrıca hesaba dahil edilmektedir. Ancak önerilen modelde kavşaklar arasında bir ağırlık farkı olmadığı için, tüm kavşaklara ayrıca birer ağırlık oranı atanmamış, aritmetik ortalama kullanılarak, kavşakların

ortalama katkısına göre ağırlık çarpanı uygulanmıştır. Tabu arama süreci ve çıkan sonuçlarla ilgili detay, devam eden bölümde detaylandırılmıştır.

4.3.4.4. Tabu Arama ile Ağırlıkların Bulunması

Ödül tanımında yer alan ağırlıklar, meta sezgisel algoritmalarla Tabu arama yardımıyla bulunmuştur. İki parçalı ölçümde, her bir kavşak için ayrıca alınan verim değeri ile, tüm sistemden elde edilen verim ağırlıkları, Tabu arama algoritmasına tabi tutulmuştur. Öğrenme süreci içerisinde her döngüde potansiyel aday olarak 0,1 ile 0,9 arası değerler seçilmiş, uygunluk fonksiyonu olarak da verim değerindeki değişim dikkate alınmıştır. Değerleri arama yaparken tabu listesi kısıtlanmamış ve tekrara izin verilmiştir. Bu şekilde en iyi adaylar kümesi içinde nihai olarak en yüksek değeri içeren parametre seçilmiştir.



Şekil 4.9: Yerel ve Genel Değer Noktaları Örneği

Kaynak: Wikimedia, 2007

Daha önce de ifade edildiği gibi, Tabu aramada en iyi çözüm seçimi yapılırken yerel maksimum değerine düşme riski vardır. Bunu önlemek için uzun dönem hafıza ve frekans tabanlı liste kullanılmaktadır. Yani modeldeki ağırlıklar hesaplanırken, her bir döngü sonunda elde edilen en iyi seçim, frekansına göre tabloya yazılır ve güncellenir. Tabu arama, ağırlıkları öğrenirken her 5 saniyelik dilimlerde değil, her bir döngü bazında kontrol ve ayarlamalarını yapar. Sistemin performansı, ya da modelin verimi nihayetinde tüm bir döngü sonrasında öğrenme sağladığı için bu yöntem tercih edilmiştir. Böylelikle her 5 saniyede bir ağırlık denenip, öğrenmede muhtemel kararsızlıklara yol açmadan, her döngü sonucunda, yani 2 saatlik dilimler sonucunda

ortaya çıkan performans ya da destek (*aspiration*) eşiğine göre karar verilmektedir. Karar için, her bir döngü sonrasında daha fazla sayıda aracın geçişi kontrol olarak kullanılmaktadır. Neticede modeldeki amaç, verimi zaman bazında artırmak olduğu için, ödül hesabında kullanılan değerler, Tabu aramada da destek değeridir.

Ağırlık parametreleri için öğrenme sürecinde gözlemlenen, genelde 0,3 ya da 0,4 katsayılarında kavşakların tekil olarak değerlendirilmesi şeklinde olmuştur. Yani ödül hesaplanırken alınan kavşak verim değeri yüzde 30 ila 40 arasında etki etmeli şeklinde bir optimizasyon değeri ortaya çıkmıştır.

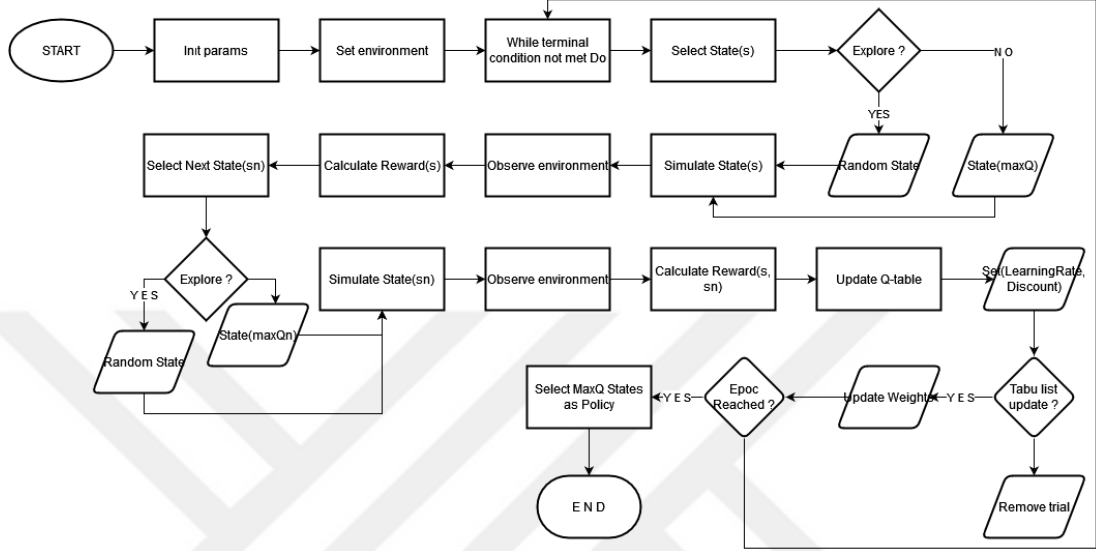
4.3.4.5. Öğrenme Algoritması

Çoklu ajan için öğrenme algoritması aşağıdaki gibidir. Genel olarak diğer öğrenme modeline benzerlik teşkil etmektedir. Buradaki temel fark, simülasyon yapılırken tüm kavşakların aynı süre içinde ilgili fazlarının işletilmesi ve gerekli istatistiksel verilerin kavşaklar arasında paylaşımıdır. Ödül hesaplamalarında bu değerler kullanılmaktadır. Toplamda da her döngü için sistem verimi hesaplanmakta ve buna göre Q- öğrenme tabloda güncelleme yapılmaktadır.

Öğrenme adımları ilerletilirken, öncelikle her döngü başında sabit bir ortam üzerinden ilerlenmektedir. Yani öğrenme süreci, her döngü için aynı şartlar sağlanacak şekilde başlatılmaktadır. Aynı durum tanımından yola çıkılarak, öğrenme süreci işletilir. Her bir adımda, tekli kavşaktan farklı olarak, durum tanımına da göre, tüm kavşaklar için aksiyon alınarak ilerlenir. Model detayında da belirtildiği gibi, aksiyonlar yine 2 grup, yeşil süresini ilerlet ya da bir başka faza geç şeklindedir ancak tekli kavşaktaki boyut, burada kavşak sayısı kadar olmuştur. Yani durum kümesinde bir tanımdan, aksiyon seçimine göre aynı anda tüm kavşaklar için süre artırımı, ya da bir kavşak için süre artırımı diğerleri için başka bir faza geçiş ya da tüm kavşaklar için başka faza geçiş gibi esnek seçimler söz konusudur. Tüm bu aksiyon geçişleri, keşif oranına göre yapılmaktadır. Yani Q-öğrenme sürecinde yer alan keşif/sömürü oranına göre durum kümesinden bir sonraki aksiyon seçilmektedir.

Algorithm 2. Multi Agent			
Input:	traffic	state	observation
Output:	best states for interrupt events		
1	Init parameters		
2	$Q_{(t)}(s_t, a_t) \leftarrow 0$ //Initialize Q-table for Interrupt		
3	Set environment variables		
4	for all episodes do		
5	select (reward_weights) //choose a weight vector from tabu_list		
6	while total_sim_duration<=2Hours do //Iterate through traffic flow for 2 hours period		
7	observe (environment) //Observe traffic environment details		
8	environment: Light name, phase, current second for all intersections		
9	run (phase_list) //Simulate phases for every intersection		
10	phase_list: iterate for selected time period (5 seconds) for every intersection's phase		
11	stats(traffic) //Observe traffic stats		
12	Transfer context values for every phase change		
13	Calculate instant reward		
14	use (reward_weights) // use selected weight configs from tabu list		
15	select (next_state) //Select next state		
16	Explore/exploit using e-greedy approach		
17	Transfer context values for next cycle		
18	state \leftarrow next_state //Iterate through next state		
19	Calculate reward for next_state		
20	$Q_{(t+1)}(s_t, a_t) \leftarrow Q_t(s_t, a_t) + \lambda [r_{t+1} + \gamma \text{Max} Q_t(s_{t+1}, a) - Q_t(s_t, a_t)]$ //Update Q-Table		
21	increment (time_period) // set current second to 5 second more		
22	end while //Iterate through light-duration configuration		
23	calculate metaheuristic tabu search gain		
24	update (tabu_list)		
25	end for //Episodes		
26	Select max reward solutions as q-value-mapping		

Öğrenme sürecinde yine diğer modellerde olduğu gibi, 2 saatlik dilim sürekli olarak işletilmiştir. Yani her adımda trafik akışı 5 saniye aralıklarda devam ettirilmiştir. 2 saatlik süre dolduktan sonra ilgili döngü tamamlanmış ve bir sonraki sürece tekrar t_0 olacak şekilde başlanmıştır. Algoritmaya ait akış diyagramı Şekil 4.10 ile verilmiştir.

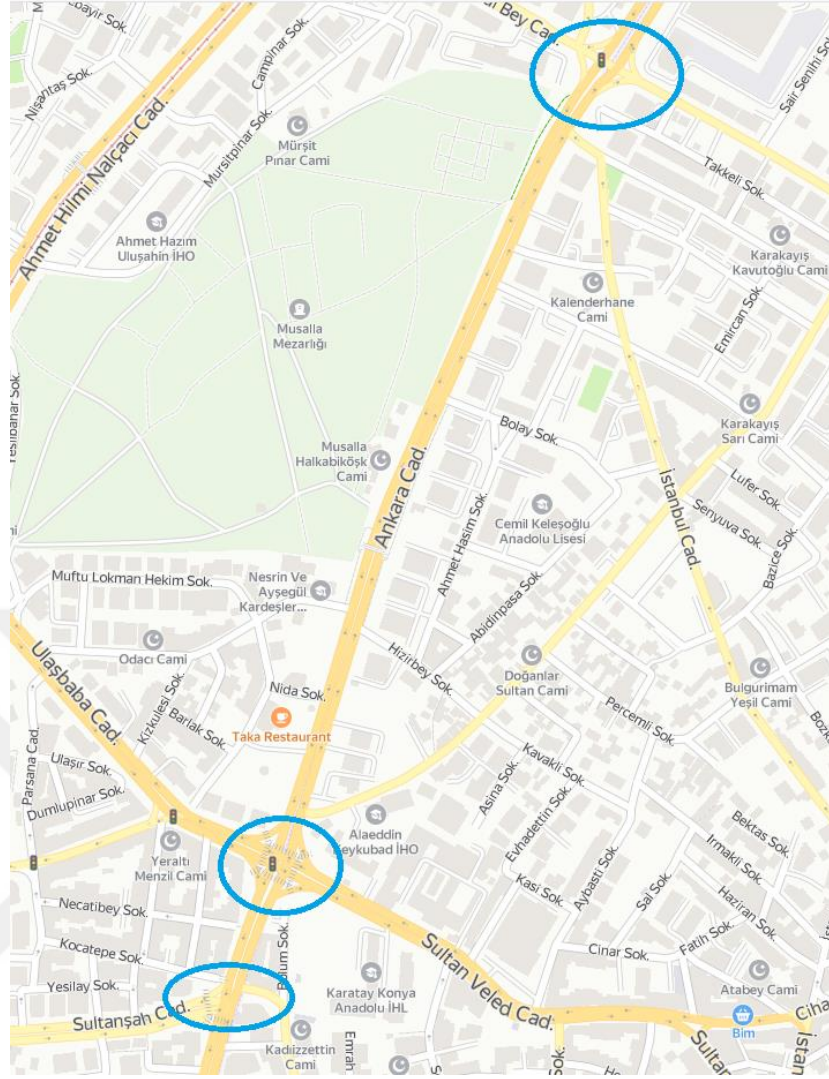


Şekil 4.10: Çoklu Kavşak Modeli Akış Diyagramı

Tekli kavşaktan farklı olarak bu yöntemde tüm kavşaklar için gözlem yapılması vardır. Ayrıca ödül hesabında ağırlıklar bulunurken Tabu arama kullanıldığı için, öğrenme sürecinde Tabu listesinin güncellenmesi de gerekmektedir. Buna göre, deneme yapılan bir girdi, kendisinden önce tercih edilen seçenekten daha kötü yöne doğru ilerliyorsa arama bu adıma doğru devam etmeyeceği için, liste güncellenir. Tekli kavşakta geçerli olan öğrenme oranı ve iskonto değerinin modelin ilerleyen aşamalarında değiştirilmesi, burada da geçerlidir.

4.3.5. Test Verileri Hakkında Bilgi

Çoklu kavşak testleri için Konya iline ait 3 kavşak kullanılmıştır. Birbirine bağlı olan bu 3 kavşak, güney-kuzey istikametine göre Ata Petrol, Beşyol ve Emniyet olarak geçmektedir. Yakın olan kavşaklar arasında yaklaşık 300 metre mesafe vardır. Kuzey uçtaki kavşak, kendisinden önceki kavşağa yaklaşık 900 metre mesafededir. Testlerin yapıldığı kavşaklar ve haritadaki konumları, Şekil 4.11 ile verilmiştir.



Şekil 4.11: Kavşakların Genel Görünümü

Ata petrol kavşağında 3 faz vardır. Mevcut standart modelde, yani belirlenmiş ışık süreleri modelinde faz sıralaması da lejant olarak renklere uygun belirtilmiştir. Buna göre ilk faz Karatay yönü, ikinci faz Beşyol yönü ve üçüncü faz da Belediye yönü olarak belirlenmiştir. Araç yoğunlukları ve zamana bağlı değerler aşağıda Tablo 4.6 ile verilmiştir. Kavşakta kuzey-güney yönü 3 şerit olarak belirlenmiştir. Doğu-batı yönünde ise 2 şerit vardır ve katılım, karşı istikamet şeklinde değil, kuzey-güney yönüne doğrudur. Bir başka ifadeyle kavşak bir bakıma yatay olarak T formundadır. Kavşakta akışa etki eden herhangi bir eğim yoktur ve kavşak orta alanında da herhangi bir çevre düzenlemesine bağlı yönlendirici unsur mevcut değildir.



Şekil 4.12: Ata Petrol Kavşağı

Fazlara göre araç dağılımları incelendiğinde, dengeli bir trafik talebi olduğu gözlemlenmektedir. Yani her 3 faz için de ilgili yönlere birbirine yakın sayılarda araç trafiği söz konusudur.

Tablo 4.6: Ata Petrol Kavşağı Faz Yoğunluk Bilgileri

Faz	2 Saatlik Trafik (araç adedi)	Zaman/Araç Değeri (sn)
1.faz	1242	5.8
2.faz	1122	6.5
3.faz	1278	5.6

Fazlara göre araç dağılımları incelendiğinde, dengeli bir trafik talebi olduğu gözlemlenmektedir. Yani her 3 faz için de ilgili yönlere birbirine yakın sayılarda araç trafiği söz konusudur. Sıralamada ortada yer alan Beşyol kavşağındaki faz sayısı 4 olarak belirtilmiştir. Fazlar ve sıralamaları Şekil 4.10' de ilgili renk kodlarıyla verilmiştir. İlk faz Ata petrol yönü, son faz da Sultan Veled caddesi yönü olarak

belirtilmiştir. Beşyol kavşağında kuzey-güney yönünde 3 şeritli akım vardır. Doğu-batı istikametinde ise 2 şeritli yol mevcuttur. Kavşak ortak alanı açık bir alan olup, herhangi bir göbek ya da yönlendirici çevre düzenlemesi yoktur. Diğer kavşaklardaki gibi bu kavşak için de herhangi bir eğim ya da dönüş açısı yoktur.



Şekil 4.13: Beşyol Kavşağı

Bu kavşak için de incelendiğinde araç trafiğinin 3 faz için birbirine yakın olduğu, 2.faz yönü içinse daha yoğun bir trafik talebinin olduğu gözlemlenmektedir. Kavşakta 2.faz yönü için daha fazla araç geçişi ve yoğunluğu olmaktadır. Diğer kavşak, Emniyet kavşağıdır. Kavşağa ilişkin bilgiler, tekli kavşak için sunulan çözüm kısmında verilmiştir. Emniyet kavşağında 4 faz vardır ve trafik yoğunluğunun dağılımı ikili kavşaklar için birbirine yakındır.

4.3.6. Test Sonuçları ve Değerlendirme

Tekli kavşak için geçerli olan test senaryoları, genel anlamda çoklu kavşak için de geçerlidir. Yani trafiğe ait veriler, iki saatlik dilimleri kapsamaktadır ve öğrenme

süreci bu süreler dikkate alınarak sürekli bir şekilde yapılmıştır. Testler de bu doğrultuda gerçekleştirilmiş, 2 saatlik dilimde ortaya çıkan sonuçlar, sabit süreli politika ile karşılaştırılmıştır. Testlerde kullanılan parametreler ve değerleri Tablo 4.7 ile sunulmaktadır.

Tablo 4.7: Testlerde Kullanılan Parametreler

Parametre	Değer
Döngü sayısı	5000
Öğrenme değeri (α)	0.9 -> 0.5
Iskonto (γ)	0.9 -> 0.5
En düşük trafik yoğunluğu	0.002 araç/sn
En yüksek trafik yoğunluğu	0.47 araç/sn
Yeşil ışık süreleri	5 ila 60 saniye arası, 5 saniye dilimlerle

Döngü sayısı 5000 olarak belirlenmiştir. Her bir döngü 2 saat süre ile devam ettiği için, oldukça geniş bir deneme kümesi ortaya çıkmaktadır. Öğrenme değeri ve iskonto, daha önce de ifade edildiği gibi, modelin öğrenme süreci içinde döngü sayısına göre kademeli azaltılmıştır. Trafik yoğunluğunun dengeli olduğu test verisine göre, en az 5 saniye sürecek fazlar, en fazla 60 saniyeye kadar ilerletilmiştir. 3 kavşak da göz önünde bulundurulduğunda, sabit süreli politikada 15 ila 30 saniyelik değerlerde faz tanımı yapıldığı için, söz konusu aralığın yeterli olduğu düşünülmüştür.

Tekli kavşak testlerinde de ifade edildiği gibi, öğrenme sürecinde yer alan rastgelelik nedeniyle testler yapılırken birden çok kez deneme yapılmış ve bu denemelere ait ortalama ve sapma değerleri dikkate alınmıştır. Bir başka ifadeyle, modelin öğrenme sürecinde keşif oranına göre seçeceği aksiyonların değişme ihtimali olduğu için, tek bir en iyi sonuç bulmak yerine, birden çok denemeye ait değerler dikkate alınmış ve bunların içinden en iyi seçim belirtilmiştir. Tablo 4.8 yapılan 10 denemeye ait sonuçları göstermektedir.

Tablodaki sonuçlarda bekleme süreleri, kuyruk uzunlukları, geçen araç sayıları gibi birden çok parametre için değerler verilmiştir. Araç sayılarını ilgilendiren sonuçlarda

araç adedi ya da ortalamaları söz konusu iken, süreler olarak verilen sonuçlarda ise saniye cinsinden değerler sunulmaktadır. Toplam bekleme süresi, iki saat boyunca işletilen test süreci sonunda, her bir kavşakta ve her dilimde olmak üzere, tüm araçlar için toplam bekleme süresini ifade etmektedir. Toplam geçen araç sayısı da benzer şekilde her bir dilim için yeşil ışıktan istifade eden araç sayısını vermektedir. Bu değere iç kavşağa giden ya da aynı dilimde birden çok kavşaktan yararlanan araçlar da dahildir. Toplam çıkış yapan araç sayısı, kavşaklardan dışarıya doğru, yani testlerin yapıldığı 3 kavşaktan dışarı çıkan toplam araç sayısını ifade etmektedir. Toplam geçen araç sayısından farkı, her dilimde sadece bir sonraki ya da bir önceki kavşağa geçiş gibi bir etki olmadan, sistemden çıkan araç sayılarını dikkate alarak hesaplanmaktadır.

Tablo 4.8: Çoklu Kavşak İçin Sonuçlar

Test	Ortalama Kuyruk Uzunluğu	Ortalama Bekleme Süresi (sn)	Toplam Bekleme Süresi (sn)	Toplam Geçen Araç Sayısı	En Uzun Kuyruk	En Uzun Bekleme Süresi (sn)	Toplam Çıkış Yapan Araç Sayısı
1	0.84	2.18	41183	7117	22	90	3479
2	0.93	2.28	47303	6927	21	87	3073
3	0.83	2.18	39248	6634	22	70	3006
4	0.32	2.13	38096	6930	23	67	3276
5	0.77	1.76	29395	6954	19	57	3375
6	0.83	1.80	32839	7462	24	70	3923
7	0.81	1.61	27938	7452	24	75	3958
8	0.92	1.99	39839	7158	22	87	3509
9	0.88	2.22	43138	6875	22	95	3321
10	0.69	1.85	27556	6725	18	61	3097

Tablo 4.9’ daki veriler, yapılan testlere ait ortalama ve sapma değerlerini göstermekte ve en iyi sonuç veren deneme, sabit süreli modele ait sonuç ile karşılaştırma için

sunulmaktadır. Zamana bağı değer olarak verilen kolonlar, toplam bekleme süresi gibi, saniye cinsinden değerleri içermektedir. Araç sayısını gösteren diğer kolonlar ise adet bazındadır. Ancak ortalama değer alınan kolonlar için, ortalama kuyruk uzunluğu gibi, küsuratlı sayılar çıkması, ortalama işlemi yapılmasından dolayı doğal bir sonuçtur. Gerçekte araç sayılarının tam sayı olması beklenir ancak ortalama değerlerin, modelin ölçümlenmesinde kullanılması elzem olduğu için, çıkan değerleri büyüklük-küçüklük ilişkisine göre yorumlamak gerekmektedir.

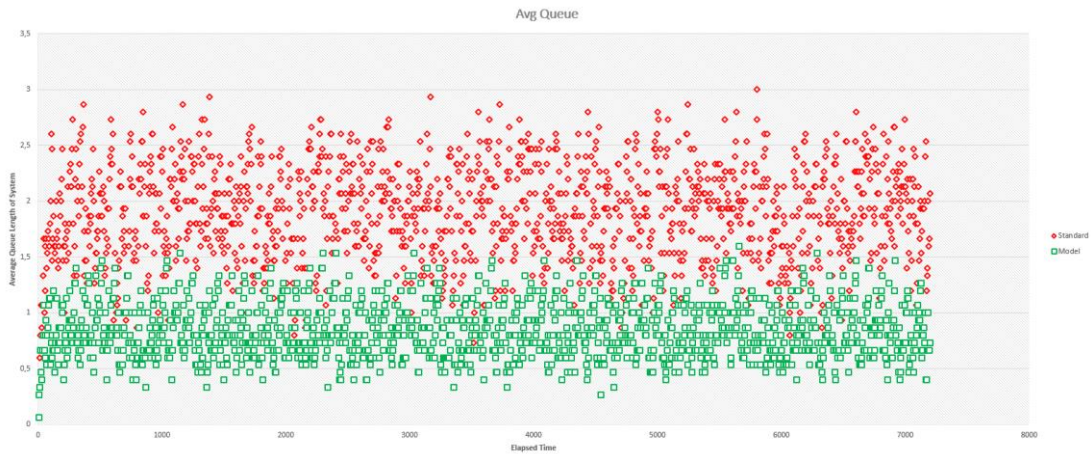
Tablo 4.9: Çoklu Kavşak Sonuçlarına Ait Ortalama ve Sapma Değerleri

Test	Ortalama Kuyruk Uzunluğu	Ortalama Bekleme Süresi (sn)	Toplam Bekleme Süresi (sn)	Toplam Geçen Araç Sayısı	En Uzun Kuyruk	En Uzun Bekleme Süresi (sn)	Toplam Çıkış Yapan Araç Sayısı
Ortalama	0.83	2.00	36653	7023	21.70	75.90	3401
Standart Sapma	0.06	0.22	6487	262	1.84	12.40	312
En İyi Seçim	0.83	1.80	32839	7462	24	70	3923
Sabit Süreli	1.88	2.01	82151	7023	45	155	3549

Test sonuçlarının ortalama değerlerine bakıldığında, ortalama bekleme süresinin ve ortalama kuyruk uzunluklarının her iki model için de düşük olduğu gözlemlenmektedir. Ancak en uzun kuyruk ve en uzun bekleme süresi dikkate alındığında, önerilen modelin çok daha iyi sonuçlar ürettiği gözlemlenmektedir. Toplam geçen araç sayısı ve sistemden çıkan araç sayısı bazında da bakıldığı zaman sabit süreli modelin daha düşük değerlerde sonuç ürettiği görülmektedir. Ortalama bekleme süreleri her iki model için de çok yakın çıksa da, bahsi geçen diğer parametrelerle beraber düşünüldüğünde önerilen modelin çok daha verimli sonuç ürettiği açıktır. Toplam bekleme süresinin sabit süreli model için oldukça yüksek çıkması, faz sürelerinin uzunluğunun fazlalığından kaynaklanmaktadır. Buna göre, faz süresi uzadıkça her bir

fazda bekleyen araçlar için de toplam süre uzamaktadır. Yani örneğin bir faz yeşil ışık sonrası kırmızıya geçmişse ve tekrar yeşil olana kadar 3 faz daha ilerleyecekse, sabit süreli de ortalama faz sürelerinin 25 saniye olduğu gözletilirse 1 dakikaya yakın bekleme oluşması muhtemeldir. Önerilen modelde ise faz süreleri daha kısadır. Bu süre zarfında daha az bekleme olacağı için toplam süreler de çok daha az çıkmaktadır.

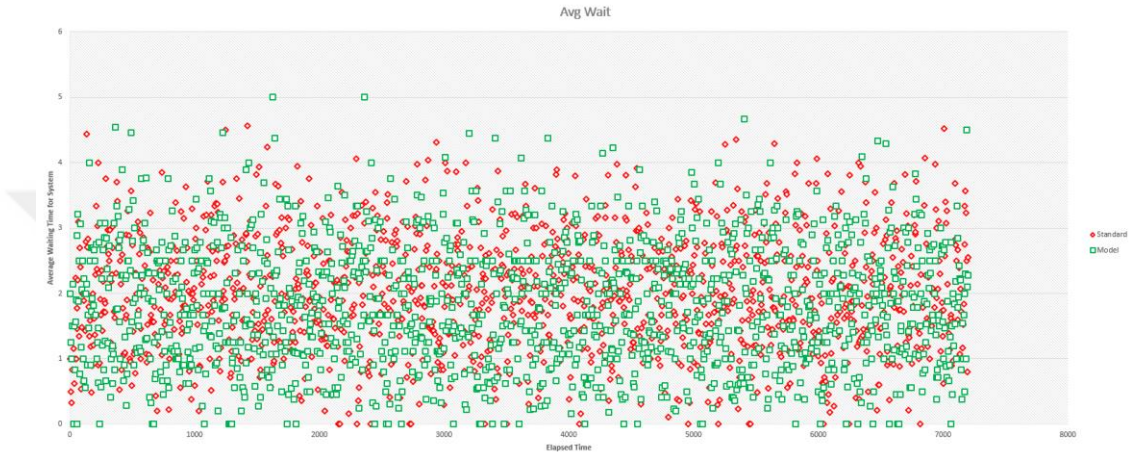
Ortalama kuyruk uzunlukları, her beş saniyelik dilim için iki saatlik süre kapsamında Şekil 4.14’ de verilmektedir. Yatay eksen de diğer şekillerde olduğu gibi 5 saniye aralıklarda geçen zaman verilmekte, dikey eksen de ise, kuyruk uzunlukları araç bazında sunulmaktadır. Kırmızı ile işaretlenen sonuçlar sabit süreli modele ait çıktılar, yeşil ile işaretlenen sonuçlar ise önerilen modele ait çıktılarını göstermektedir.



Şekil 4.14: Ortalama Kuyruk Uzunluğu

Şekilde ilk bakışta dikkat geçen durum, neredeyse tüm dilimler için önerilen modelin daha düşük kuyruk uzunluklarına ulaşmasıdır. Ortalamada 1 araçlık farkın göze çarptığı karşılaştırmada, önerilen model 1 araçlık kuyruklarla kavşakları yönetebilmektedir. Ayrıca sonuçların dağılımına bakıldığı zaman, sabit süreli modelde varyansın daha fazla olduğu da görülebilmektedir. Daha önce de ifade edildiği gibi, faz sürelerinin uzunluğundan dolayı ilgili dilimlerde dramatik artışların olması bu tür bir sonuca sebebiyet vermiştir. Karşı bir durum olarak önerilen model daha az ve dengeli bir faz dağılımı sağladığı için değer aralıkları da yakın çıkmaktadır.

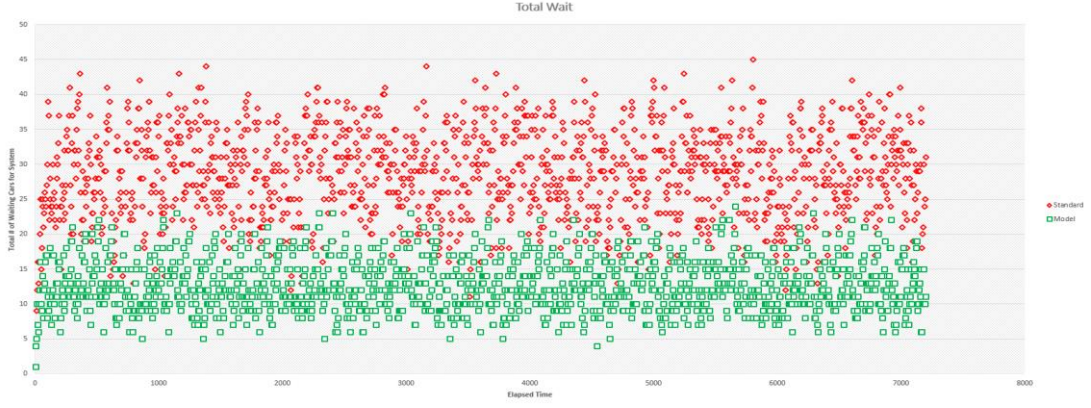
Ortalama bekleme sürelerinin görüldüğü Şekil 4.15 incelendiğinde, kuyruk uzunluklarına ait dağılımdan farklı olarak daha homojen bir sonuç grafiği gözlemlenmektedir. Yani önerilen model ve sabit süreli model verileri birbiri içine geçmiş vaziyettedir. Sonuçların ortalamasının da birbirine çok yakın çıkmasından dolayı böyle bir grafik normal karşılanmalıdır. Detayda incelendiğinde, araçların hareket ve yavaşlamadan kaynaklı gecikmelerinden dolayı her dilimde birbirine yakın bekleme süreleri oluşmuştur.



Şekil 4.15: Ortalama Bekleme Süreleri

Kuyruk uzunlukları ve bekleme süreleri beraber değerlendirildiği zaman, her ne kadar bekleme sürelerinde çok benzer dağılım olsa da, önerilen modelin daha küçük kuyruklarla çalışabiliyor olması bir avantaj olarak öne çıkmaktadır. Araçların bekleme süreleri yakın olsa da, kuyruk uzunluklarının önerilen modelde azlığı, verime daha fazla katkı sağladığını göstermektedir.

Ortalama değerlerde dağılım daha yakın iken, Şekil 4.16 üzerinde de görülebileceği gibi, her dilimde toplam bekleyen araç sayılarında ciddi farklar vardır. Sonuçların büyük bölümünde önerilen modelde daha az sayıda aracın beklemede olduğu görülmektedir. Sabit süreli modele ait bekleyen araç değeri ortalama 30 civarında iken, önerilen modelde 15 civarında gözükmektedir. Bu durum da yine faz süreleri ve dağılımı ile alakalıdır. Ancak burada dikkat edilmesi gereken konu, sabit süreli ile arasında ortalama 10 saniye fark varken yani yaklaşık %60 bir zaman farkı varken, önerilen modelin kuyruk uzunlukları namına 2 katı daha iyi sonuç üretmesidir.



Şekil 4.16: Toplam Bekleyen Araç Sayısı

Özet sonuçlara ait tabloda da gösterildiği gibi, bir fazda geçiş yapamayan aracın sonraki fazlarda da daha uzun süre beklemesi, toplam bekleme sürelerini artırmıştır. Önerilen modelde daha verimli bir trafik akışı hedeflendiği için, makul olan en kısa sürede araç geçişi sağlanmış ve ortalamada 15 saniyelik faz süreleri ve dengeli faz dağılımları ile bu uzunluklar yönetilebilmiştir.

Kavşak sisteminden çıkış yapan, yani bir dilimde diğer bir kavşağa ya da ışığa takılmadan dışarı yöne giden araçların zamana göre dağılımı Şekil 4.17 ile verilmiştir. Şekilde kırmızı ile gösterilen sonuçlar diğer grafiklerdeki gibi sabit süreli modeli temsil etmektedir. İlk göze çarpan, önerilen modelin daha düşük seviyede fakat daha yoğun bir sonuç üretmesi iken, sabit süreli modelin daha yüksek sayılarda olmakla beraber daha seyrek seviyede çıkmasıdır. Yani önerilen modelde daha kısa aralıklarda sürekli denilebilecek bir çıkış imkanı sağlanmıştır. Önerilen modelde ise çıkışlar daha uzak aralıklarda gerçekleşmiş ancak bu sefer de daha fazla aracın geçişine olanak sağlanmıştır. Bekleme süreleri ile beraber değerlendirildiği zaman, daha fazla bekleyen aracın, yeşil fazı geldiği zaman daha fazla sayıda geçişe imkan sağlayacağı belirtilebilir. Faz sürelerinin daha düşük olduğu önerilen modelde ise, yaygın fakat dilim bazına daha az geçişin olması sonucu ortaya çıkmıştır.



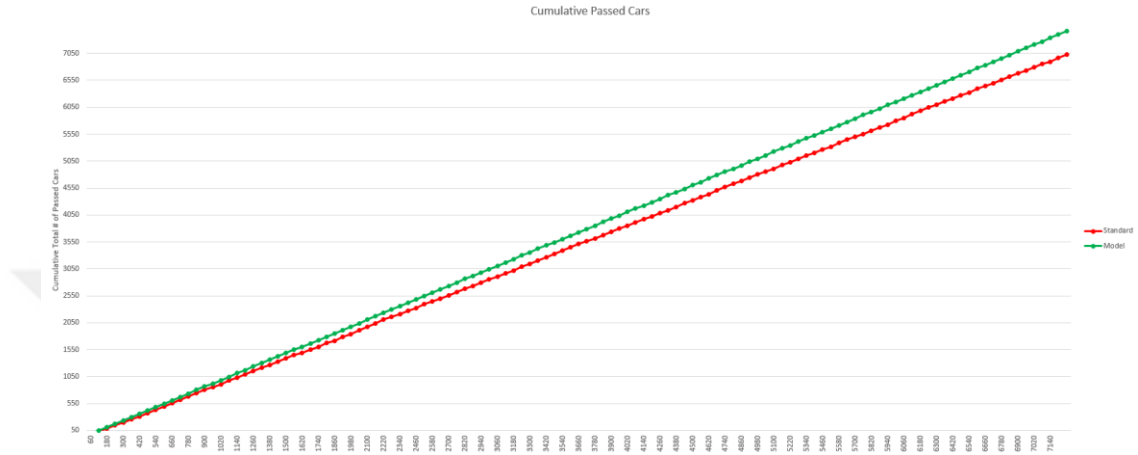
Şekil 4.17: Sistemden Çıkış Yapan Araç Sayısı

Şekil 4.18, kavşaklardan geçiş yapan toplam araç sayısını, yani her bir yeşil ışık fazına ait toplam geçişleri vermektedir. Yatay eksen yine 5 saniyelik dilimlere ait geçen süreyi vermektedir. Diğer grafiklere benzer bir şekilde, önerilen modele ait sonuçlar daha dengeli, daha yaygın fakat alt dilimlerde dir. En yüksek sayıda geçiş yapan araçlara ait istatistikler sabit süreli modelde görülmektedir ancak yine sabit süreli modelde çok sayıda dilimde hiç araç geçişi olmamıştır. Uzun bekleme sürelerine dilim bazında bakıldığında, trafik akışına ya da kuyruklara göre birikmeler yansıdığı için, birikmenin yeşil ışıkla geçişinin sağlandığı dilimlerde yüksek sonuçlar alınmış, kırmızı ışık fazlarında ise çok az sayıda geçiş gözlemlenmiştir. Önerilen modelde ise, görece olarak dilim bazında sayıda daha az araç geçiş yapmış ise de, toplamda daha verimli bir akış sağlanmıştır.



Şekil 4.18: Toplam Geçen Araç Sayısı

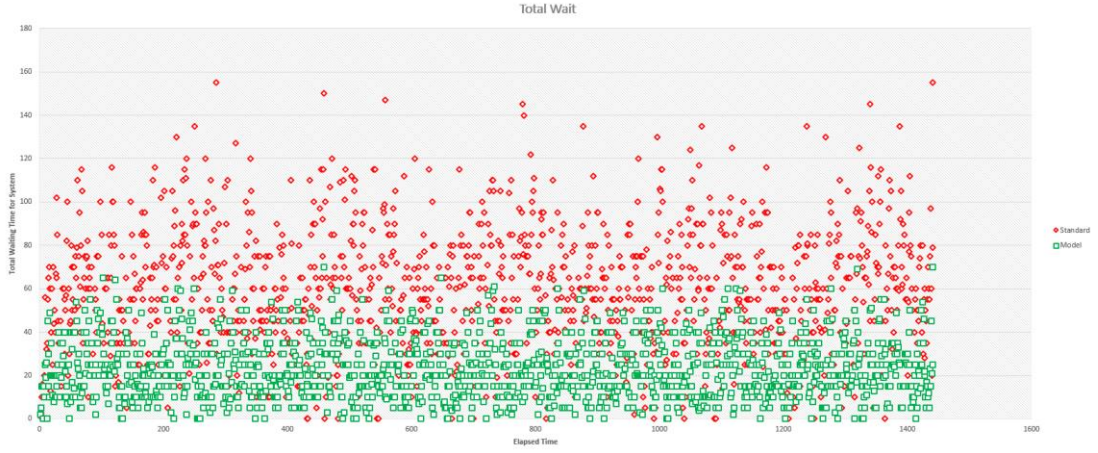
Toplam geçen araç sayısına, kümülatif olarak da bakıldığında, zamana bağlı olarak model ile sabit süreli yaklaşım arasındaki ilişki ortaya çıkmaktadır. Şekil 4.19, 2 saat boyunca yapılan testler sonucunda geçen araç sayısını toplama yaparak, yani her bir dilimi, o ana kadar geçen araçlara ekleyerek göstermektedir.



Şekil 4.19: Kümülatif Toplam Geçen Araç Sayısı

Kümülatif geçen araç sayıları incelendiğinde, zamana bağlı olarak standart model ile önerilen model arasında benzer bir bağıntı olduğu söylenebilir. Genel olarak düzenli bir artış ile geçen araç sayısı ilerlemektedir. Ancak çizgilerin eğimlerine bakıldığında, özellikle onuncu dakikadan sonra önerilen modelin farkı açmaya başladığı gözlemlenmektedir. Şekilde her 60 saniye için toplam geçişler verilmiştir.

Toplam bekleme süreleri de önemli bir ölçüt olarak test sonuçlarında sunulmaktadır. Şekil 4.20, sistem için elde edilen bekleme sürelerini göstermektedir. Şekilde verilen değerler, her bir 5 saniyelik dilimde tüm kavşaklarda gerçekleşen bekleme süreleri toplamıdır. Yani bir faz, ardı ardına birkaç dilimde bekleme sürecinde, kırmızı faz sürecinde ise, her dilim için bekleme süresi verilmiştir. Özellikle adımlarda yığılmaların ya da fazla sayıda uç noktaların olmaması hedeflenir. Toplam kuyruk uzunluğuna benzer bir görüntünün elde edildiği bu test sonucunda da önerilen modelde her dilimde daha az yoğunlukta araç olduğu için daha düşük bekleme süreleri ortaya çıkmıştır. Kimi örneklerde sabit süreli modelde oldukça yüksek bekleme süreleri elde edilmiştir. Bu sürelerin toplam süre olduğu, yani ilgili dilimdeki tüm bekleyen araçlara ait toplam bekleme süresi olduğuna dikkat edilmelidir.



Şekil 4.20: Toplam Bekleme Süreleri

Test sonuçları ve şekiller bir bütün olarak değerlendirildiğinde, önerilen modelin tekli kavşakta elde edilen başarıyı, gerekli öğrenme parametrelerini güncelleyerek çoklu kavşakta da sağlaması, önemli bir çıktı olarak vurgulanabilir. Önerilen model sayesinde kısa zaman dilimlerinde daha az beklemelerin olduğu, daha kısa kuyrukların gözlemlendiği, daha fazla aracın yeşil ışıktan istifade ettiği ortaya çıkmaktadır. Her ne kadar kimi aralıklarda sabit süreli model daha fazla sayıda aracın geçişine olanak sağlasa da, sistemi bir bütün ve akışı da uyumlu bir görünüm olarak değerlendirdiğimizde, önerilen modelin daha başarılı olduğu, bekleme kalemlerinde iki kata varan iyileştirmeler sağladığı, geçen araç sayılarında ise, %30 civarında daha iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir. Önerilen model sayesinde trafikteki akışkanlık daha küçük dilimlerde daha fazla faza, yani daha fazla kavşak ve yöne dağıtılabilmıştır.

Test sonuçları bir bütün olarak değerlendirildiğinde, gerçek hayat senaryosuna daha yakın olan çoklu kavşak için önerilen modelin trafik akışında önemli oranda iyileştirme sağladığı belirtilebilir. Hem zamana bağlı olan, yani değerinin düşmesi istenen verilerde iyileşme sağlanmış, hem de araç geçiş sayıları artırılmıştır. Model, sabit süreli bir politikanın sunduğu trafik veriminden daha iyi bir performans göstermektedir. Bu durumda, kavşaklarda daha fazla araç, daha etkin süreçlerde geçmektedir. Toplamda bu şekilde uygulanacak bir yöntem ile, şehir/bölge genelinde ciddi kazanımların elde edileceği söylenebilir.

4.4. Acil Durum Araçlarının Geçişi Sonrası İçin Önerilen Çözüm

Trafikte istisna durumların da yer aldığı, normal akış ve seyrin etkilendiği olaylar da mevcuttur. Geçici yol çalışması, yol kapaması, trafik kazası gibi durumlarda akış etkilenebilmektedir. Bir acil durum söz konusu olduğunda, olayın türüne göre acil durum araçlarının olay yerine intikali gereklidir. Trafik kuralları gereği, acil durum araçlarının geçiş üstünlükleri vardır. Yani kavşak ve benzeri yol ayrımlarında ilk geçiş hakkı, ambulans, itfaiye gibi araçlarındır.

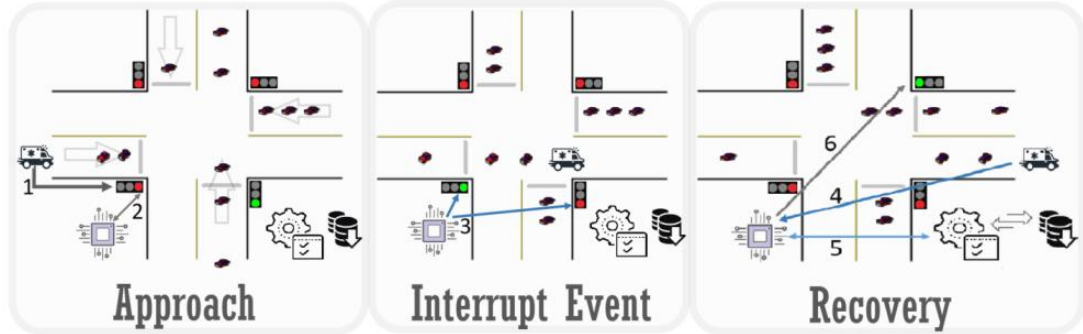
Acil durum araçlarının geçiş ihtiyacını karşılamak için trafik kavşaklarında çeşitli düzenlemeler yapılabilmektedir. Kavşak sistemine sinyal gönderip güzergah üzerindeki ışığın yeşil olarak ayarlanması ya da uzatılması pratikte kullanılması beklenen metotlardandır (Al-Ostath vd., 2015; Almuraykhi ve Akhlaq, 2019). Aynı zamanda, acil durum araçlarının daha erken süre içerisinde ve daha hızlı hareketlerine imkan sağlamak için de çeşitli akademik çalışmalar yapılmaktadır (Ye vd., 2011; Palle vd., 2019).

Bir acil durum aracının geçişi sonrası kavşak sistemi bir süre kararsız bir hal alacaktır. Planlanan faz akışından ayrı olarak, belli bir süre tamamen farklı bir akışa izin verildiği için, kavşaktaki diğer yollarda yoğunluk ya da fazla bekleme süreleri ortaya çıkabilmektedir. Mevcut akademik çalışmalar, daha çok acil durum sürecinin, yani olayın üzerinde odaklanmakta, araçlara en efektif şekilde yol verilmesini hedeflemektedir. Sağlık ve diğer insani gereksinimler göz önünde bulundurulduğunda bu mantıklı ve olması gereken bir tercihtir. Ancak yukarıda da ifade edildiği gibi, araçların gerekli hizmeti alması sonrası sistemin en kısa sürede tekrar kararlı aşamaya geçmesi ve acil durumdan en az etkilenmesi için neler yapılacağı pek çalışılmış bir alan değildir.

Tez çalışması kapsamında, tekil kavşak için yapılan öğrenme modelini baz alan, ancak acil durum geçiş sonrasını kapsayan bir algoritma önerilmektedir. Buna göre, ambulans ya da itfaiye gibi araçlar geçtikten sonra ne olacağı sorusuna odaklanılmış ve olası en iyi faz seçimi yapılabilmesi için model öğretilmiştir. Yani acil durumun karşılanması sonrasında gerçekleşmesi beklenen senaryo için akıllı trafik yönetimi bağlamında öneri sunulmuştur.

4.4.1. Kavşak Bakış Açısına Göre Acil Durum Olay Süreci

Bir ambulans ya da itfaiyenin kavşağa yaklaşması ile başlayan acil durum süreci, kavşak açısından aracın sitemden çıkışına kadar devam etmektedir. Tez kapsamında bu önerme için 3 aşama belirtilmiştir: yaklaşma, olay, düzeltme. Yaklaşma, aracın kavşak sistemine giriş yapmak üzere olduğu an itibariyle başlamaktadır. Bu süreçte literatürde daha önce çalışılan farklı yöntemlerle kavşak sinyal sistemine mesaj gönderilmesi ve uygun faz ayarlamasının yapılması mümkündür (FHWA, 2006; Al-Ostath vd., 2015). Araç kavşağa girdiğinde, önünde-varsa-trafiğin de boşaltılması, ya araçların yol vermesi ya da ışıktan istifade etmeleri şeklinde cereyan eden, istenilen güzergaha gidiş için ilgili yolun alınması süreci “olay” olarak ifade edilmektedir. Yani aracın kavşaktan geçme durumudur. Düzeltme ise, aracın kavşağı terk etmesi sonrasında olacaktır. Mevcut çalışmalarda kavşak, ilgili fazdan devam eder şeklinde genel tercihler belirtilmiştir (Wei vd., 2019). Bu çalışmada ise önerilen modele göre ilgili faz seçimi söz konusu olmaktadır. İzah edilen 3 aşamalı olay süreci Şekil 4.21 de verilmiştir.



Şekil 4.21: Acil Durum Süreci

Yaklaşım aşamasında (*approach*) acil durum aracı kavşak ile ilk defa etkileşime geçer. Buna göre, çeşitli çalışmalarda da ifade edildiği gibi, sinyalizasyonu kesmesi ya da benzer bir politikanın uygulanmasını sağlayacak aksiyonu tetikler. Akabinde kavşağı yöneten sistem, acil durum aracının geçiş ihtiyacı olduğu ışığı yeşil durumuna getirecektir. Kesintinin olduğu, yani aracın tam olarak geçiş yapacağı durum ise ikinci aşamadır (*interrupt event*). Bu aşamada kavşak yönetimini sağlayan sistem, güvenli bir şekilde acil durum aracının kavşağı terk edebilmesine olanak sağlamak için diğer

yolları kapatır. Bazen trafik akışını bozmayacak diğer bir yola da yeşil ışık verilebilir ancak ihtiyacın önceliğinden dolayı odaklanılan kısım, acil durum aracının kavşak noktasından geçmesidir. Düzeltme sürecinde ise artık acil durum aracı kavşağı terk etmiş durumdadır (*recovery*). Bu aşamadan sonra kavşak yönetimini sağlayan sistem, bir sonraki aksiyonu belirler ve kavşağa bu politikayı yansıtır. Işıklar da gelen bu politikaya göre yanar ve akış tekrar normale döner.

4.4.2. Model Tanımı

Tekli kavşak için ifade edilen öğrenme modeli üzerine, acil durum aracı sonrası yani düzeltme aşamasında öğrenme sağlayacak bir model önerilmektedir. Yine Q- öğrenme tabanlı bir model kullanılmış, uygun durum ve aksiyon kümesi oluşturulmuştur. Ödül olarak burada da verim kullanılmıştır.

Modelin tekli kavşak versiyonunda öğrenilmiş-bilinen en iyi kavşak faz süre ve sıralaması üzerinde çalışmakta olduğu varsayılmıştır. Yani öğrenme sürecinde sadece acil durum sonrası için aksiyonlar tecrübe edilmiş, kavşağın trafik akışı aynı modelde öğrenilmemiştir.

4.4.2.1. Durum Kümesi

Acil durumun gerçekleşme zamanı, yani kavşaktan aracın istifade etmek için talep gönderdiği zaman, ilgili faz ve fazdaki ışık, durum kümesi olarak verilmektedir. Yani hangi yol üzerinde, hangi zamanda acil durumun gerçekleştiği, anlık durumu ifade eder. Talebin gerçekleştiği zamanı tanımlamak için kategorik olarak 3 değer kullanılmış, trafik ışığının süresine göre 3 parçaya ayrılmış zaman dilimleri başlangıç, orta ve son olarak etiketlenmiştir. Örneğin 30 saniye süren bir ışık için, ilk 10 saniye içinde araç geçiş durumu söz konusu olacaksa olayın zamanı başlangıç olarak atanmıştır.

Hadisenin gerçekleştiği zaman dilimi, öğrenmeyi etkileyebilmektedir. Düşünüldüğünde, zaten çok kısa bir süre içinde yeşil yanacak yani kırmızı ışığın son saniyelerinde olduğu bir faz için talep söz konusu olduğunda, acil durum aracı için ışığı yeşile çevirmekten sonra normal bir yeşil fazı işleniyor gibi algılanabilir. Ancak eğer fazın başında bir değişim söz konusu ise, diğer yolların yeşil hakkı kısıtlanmış olabilir dolayısıyla tercih edilecek sonraki aksiyon da değişebilir. Modelin tanımının

izahını kolaylaştırmak açısından 3 kategorik değer tercih edilmiştir. Bunun yerine daha fazla sayıda değer olabileceği gibi, süreli olarak da kullanılabilir. Bu tercih sadece durum kümesini ve öğrenme süresini etkilemektedir.

$$S = \{ interruptLight[n].currentDuration_t, interruptLight[n].currentGreenPhase_t \} \quad (4.8)$$

Faz (*currentGreenPhase*), olayın gerçekleştiği fazı ifade etmektedir. Süre ise (*currentDuration*), acil durum aracının sisteme giriş yaptığı anı ifade ederken, ışık (*interruptLight*) ise hangi yol için geçiş ihtiyacı olduğunu belirtmektedir. Yukarıda da ifade edildiği gibi, süre, ilgili ışığa ait toplam süreye göre kategorik değere çevrilmektedir. Değerler trafik ışığına ait faz süresinin hangi aşamasında geldiğine göre yüzdelik dilimlere ayrılır ve kategorik karşılığı kullanılır.

4.4.2.2. Aksiyon Kümesi

Tekli kavşak düşünüldüğünde bir durumda alınabilecek aksiyon 2 gruba ayrılabilir: mevcut yeşil süresini artır ya da farklı bir faz geçişine izin ver. Acil durum sonrası senaryoda ise bu yaklaşımdan farklı olarak, model düzeltme işlemi yapacağı için alınacak aksiyonlar da değişmiştir. Buna göre, önerilen modelde aksiyon kümesinde ilgili fazın tekrar işletilmesi, kalan sürenin yarısının işletilmesi ya da bir sonraki faza geçiş, aksiyon olarak belirlenmiştir. Yani acil durum aracının geçiş yaptığı yol ve ilgili faz/ışık için sürenin yeniden başlatılması ya da bir miktar kullanımı ile, bir sonraki fazdan sürdürmek gibi 2 grup ortaya çıkmıştır.

$$remaining_time = \begin{cases} (duration_{light} - interrupt_time)/2, & action = avg \\ duration_{light} - interrupt_time & , action = max \\ 0 & , action = min \end{cases} \quad (4.9)$$

Minimum (*min*), acil durum bittikten sonra kalan süre için ilgili fazda bir kullanım sağlanmadan, bir sonraki tanımlı faza geçişi ifade etmektedir. Ortalama (*avg*), hadisenin olduğu zamandan sonra kalan ışık süresinin yarısı kadar daha fazı tekrar etmeyi, tümü (*max*) ise kalan bu sürenin tamamını tekrar etmeyi ifade etmektedir. Kalan sürenin kullanımını sağlayan seçimlerde, kesintinin olduğu faz tekrar çalıştırılır

ve ardından, bilinen en iyi senaryo tekrar işletilir. Minimum durumunda ise, artık zaman kullanılmayacağı için, bir sonraki öğrenilmiş faza geçiş söz konusudur. Burada tekraren yeni bir faz geçiş kombinasyonu öğrenilmez, bunun yerine Q- öğrenme ile daha önce belirlenmiş bir sonraki faza geçiş, herhangi bir kalan süre kullanılmadan yapılır.

4.4.2.3. Ödül Tanımı

Tekli kavşak için kullanılan verim değeri, acil durum düzeltme senaryosu için de tercih edilmiştir. Nihayetinde amaç, sistemi en kısa sürede bilinen en kararlı hale getirmek olduğu için tekli kavşakta yapılan öğrenme dikkate alınmış ve bu ödül ile algoritma ilerletilmiştir.

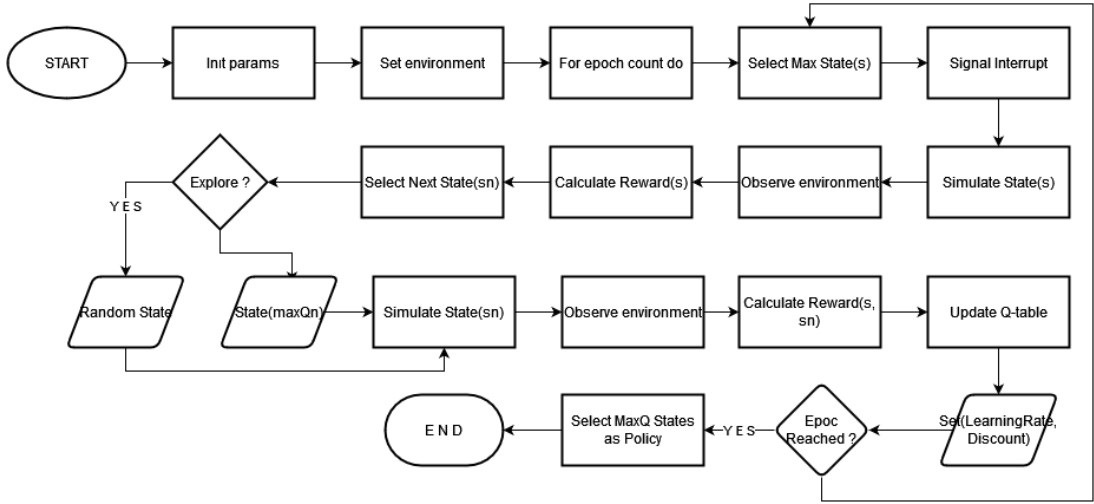
Verim hesabına göre, belli bir zaman diliminde sistemden çıkış yapan araç sayısı dikkate alınmaktadır. Acil durum sonrası düzeltme aşamasında yapılan öğrenmede, ortamdaki elde edilen veriler tüm bir döngü aşaması dikkate alınarak hesaplanmaktadır. Yani verim hesabı, içerisinde acil durumun da olduğu tüm fazları, bir başka ifadeyle kavşaktaki döngü sürecinde yer alan tüm fazları kapsamaktadır. Bu yaklaşım, tek bir adımda ortaya çıkabilecek geçici performans artırımını yerine, modelin genel olarak ilgili döngüde trafik verimini artırmak hedeflenmiştir. Dolayısıyla ödül hesabında verim, tüm bir döngü süresine göre hesaplanmıştır.

4.4.2.4. Öğrenme Algoritması

Tekli kavşak için geçerli olan öğrenme algoritması, temel olarak burada da geçerlidir. Acil durum senaryoları için tek bir kavşak üzerinden çözüm geliştirme amacıyla çalışma gerçekleştirildiği için öğrenme akışı ve aksiyonlar birbirine benzemektedir. Acil durum düzeltmede farklı olarak, kategorik karşılığa dönüştürülecek herhangi bir T anında sisteme kesinti sinyalinin gelmesi, öğrenme sürecini tetikler. Öğrenme aşamasında da bu kesinti ve sonrasındaki tüm döngü akışı ilerletilir. Öğrenme süreci, normal trafik sürecine benzer şekilde, sürekli olarak işletilir. Ancak acil durum sonrası senaryosunda diğer modellerden farklı olarak, tek bir döngü süreci yani tüm fazların bitmesi beklenir. Tek bir adım için, sadece acil durum kesintisi olan faz için değil, fazın tamamlanıp, bir sonraki döngüdeki ilk faza kadar geçen süre zarfında öğrenme ve test yapılmaktadır.

Algorithm 3. Interrupt Recovery			
Input:	traffic	state	observation
Output:	best states for interrupt events		
1	Init parameters		
2	$Q_t(s_t, a_t) \leftarrow 0$ //Initialize Q-table for Interrupt		
3	Set environment variables		
4	for all episodes do		
5	for all light_duration_config do //Iterate through light-duration configuration		
6	interrupt(state) //Signal interrupt to system		
7	observe(environment) //Observe interrupt details		
8	environment: Light name, phase, interrupt second, interrupt phase		
9	run(interrupt_cycle) //Simulate interrupt cycle		
10	interrupt_cycle: Simulate interrupt period for selected action		
11	stats(traffic) //Observe traffic stats		
12	Transfer context values for every phase change		
13	Calculate instant reward		
14	select(next_state) //Select next state		
15	Explore/exploit using e-greedy approach		
16	Transfer context values for next cycle		
17	state \leftarrow next_state //Iterate through next state		
18	Calculate reward for next_state		
19	$Q_{t+1}(s_t, a_t) \leftarrow Q_t(s_t, a_t) + \lambda [R_{t+1} + \gamma \text{Max}_{a'} Q_t(s_{t+1}, a') - Q_t(s_t, a_t)]$ //Update Q-Table		
20	end for //Iterate through light-duration configuration		
21	end for //Episodes		
22	Select max reward solutions as interrupt-value-mapping		

Acil durum düzeltme işlemi, sistemi bilinen en kararlı hale getirmek için alınacak ilk aksiyonu tahmin etmeyi hedeflediğinden, daha önce de vurgulandığı gibi, kavşak için öğrenilmiş aksiyon politikasına gitmeye çalışır. Bir sonraki adım seçimi, acil durumun gerçekleştiği ışığa ve dolayısıyla faza bağlı olarak bu küme ile çakıştırılır. Algoritmaya ait akış diyagramı Şekil 4.22 ile verilmiştir.



Şekil 4.22: Acil Durum Sonrası Modeline Ait Akış Diyagramı

Model tanımında da belirtildiği üzere, acil durum sonrası senaryosu için geçerli olan, tekli kavşak üzerinden elde edilmiş, bilinen en iyi Q-öğrenme değerlerine göre. Elde edilen en iyi akışa göre simülasyonlar yapılmakta, acil durum sinyali de bu durumlar iletilirken verilmektedir. Ardından gerçekleşecek aksiyon içinse artık model kendisi için öğrenme gerçekleştirecektir. Nihai durumda algoritma ile hedeflenen, acil durum sonrası için alınacak ilk aksiyona ait politikayı bulmaktır.

Tekli kavşak ile beraber düşünüldüğünde, normal bir ilerleyiş için tekli kavşaktaki model çözümünün önerdiği ışık politikası işletilecektir. Bir acil durum söz konusu olduğunda önce aciliyet kapsamında gerekli aksiyon alınacak, ardından model bu sefer acil durumdan çıkış senaryosuna ait politikayı işletecektir. Bir döngü bu şekilde tamamlandıktan sonra sistem yine tekli kavşağa ait bilinen politika ile ilerleyecektir.

4.4.3. Test Verileri Hakkında Bilgi

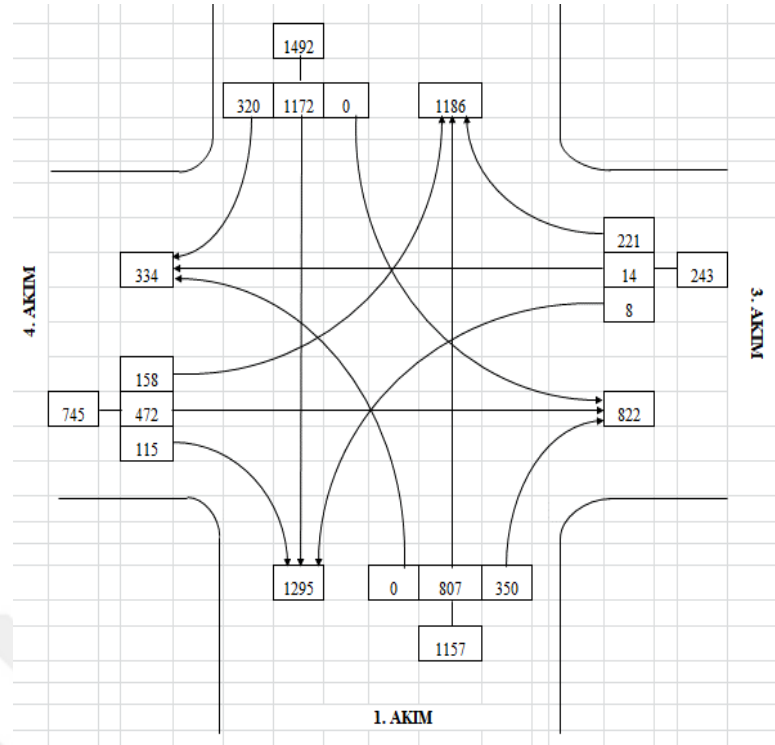
Acil durum senaryosu için ortaya konan model, tekli kavşağı baz almaktadır. Önce tekli kavşağın öğrenme sürecinin tamamlanması ve ardından acil durum senaryolarının simüle edilmesi söz konusu olduğu için bu aşamada İstanbul ilindeki Bayrampaşa ilçesine ait 6020 nolu kavşak veri olarak kullanılmıştır. Kavşağın genel yapısı aşağıdaki Şekil 4.23' deki gibidir.

İlçe.....:	Bayrampaşa	Kavşak Adı:
Grup.....:	1.Akım: Abdi İpekçi Caddesi
Kav. No.....:	6020	2.Akım: Abdi İpekçi Caddesi
Sinyal No.....:	3.Akım: Eyüpsultan Caddesi
		4.Akım: Tuna Caddesi



Şekil 4.23: Bayrampaşa Kavşak Yapısı

Kavşakta 4 akım, yani 4 yön mevcuttur. Kavşak için tanımlanmış fazlar da bu akımları karşılayacak şekilde tanımlanmıştır. Kavşağın trafik akış yönüne göre fazlara da dahil edilen yoğunluk dağılımı ise aşağıda verilmiştir. Sabah yoğun zaman dilimi için 1 saatlik veriler olarak ifade edilen bu dağılımda, en yoğun akım için 1492 araç geçişi ölçülmektedir. En düşük yoğunluğun olduğu yön içinse bu sayı 243 olarak verilmiştir. Trafik yoğunluğunun dağılımına bakıldığında, kuzey-güney yönlü akışta daha fazla talep olduğu, yani 1 ve 2 nolu akımların daha yoğun bir trafik içerdiği gözlemlenmektedir. 3 ve 4 nolu akımlarda ise daha az sayıda araç trafiği vardır. Araçların kavşaktan geçiş ve çıkış güzergahları düşünüldüğünde ise, sağa ya da sola dönüşlerin, düz gidişlerden genelde daha az olduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 4.24: Kavşağa Ait Yoğunluk Dağılımı

Birinci akımda sola dönüş yapan bir aracın olmaması, yani gözlem süresinde herhangi bir aracın yer almaması, ilgili fazı düşük etkili yapmaktadır. Öğrenme sürecinde bu faz için ayrılan zaman ve sıralamadaki yeri daha az olacaktır. Benzer şekilde ikinci akımda da trafiğin yönüne göre sola dönüşte bir araç yoğunluğu oluşmadığı için aslında bu iki yönde trafik akışını kontrol edecek faz sıralaması yer almayacaktır.

4.4.4. Test Sonuçları ve Değerlendirme

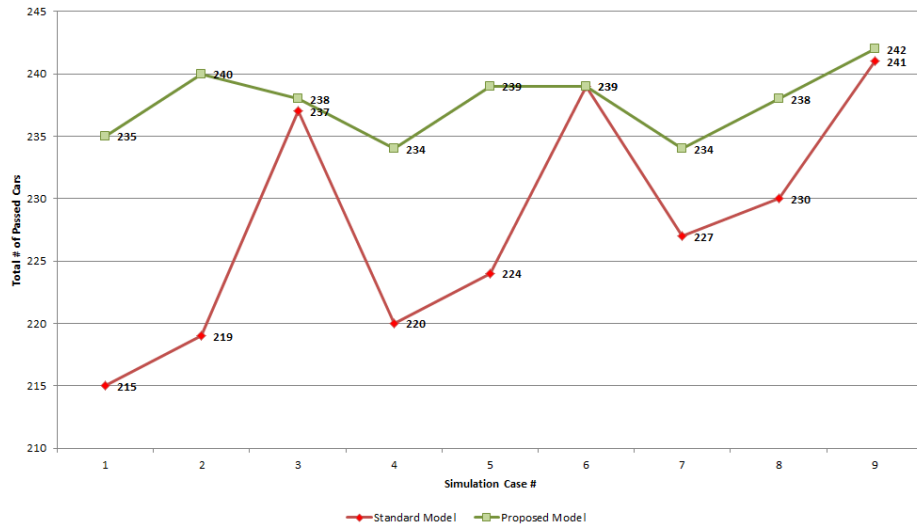
Acil durum senaryolarını simüle etmek için öğrenme süreci içerisinde acil durum geçiş olayları oluşturulmuştur. Yani her öğrenme döngüsü içinde belli bir zamanda acil durum aracı geçişi kabul edilmiş, modelin buna göre öğrenmesi sağlanmıştır. Her adımda bir acil durum sinyali, kesintisi olduğu kabul edilmiş, döngü buna göre tekrarlanmıştır.

Öğrenme süreci detaylandırılırken belirtildiği üzere, model, tekli kavşak için öğrenilmiş bir altyapı üzerinde testleri gerçekleştirir. Testlerde her bir durumu simüle etmek için de her fazın her aşaması için acil durum sinyali geldiği varsayılır. Bu şekilde söz konusu tüm senaryolar test edilmiş olur.

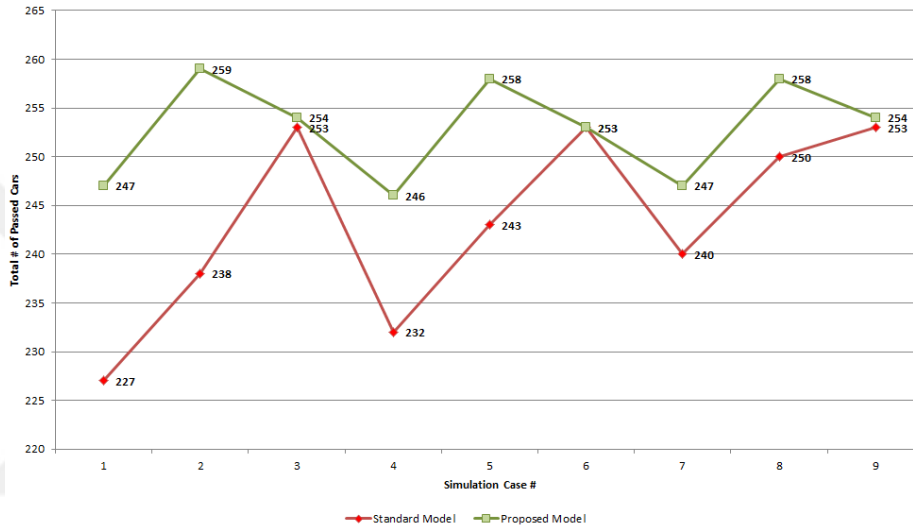
Tablo 4.10: Testlerde Kullanılan Parametreler

Parametre	Değer
Döngü sayısı	5000
Öğrenme değeri (α)	0.9 -> 0.5
Iskonto (γ)	0.9 -> 0.5
En düşük trafik yoğunluğu	0.067 araç/sn
En yüksek trafik yoğunluğu	0.414 araç/sn

Şekil 4.25' de faz sıralamasına göre 3 numaralı yoldaki acil durum senaryosu için örnek sonuçlar verilmiştir. Trafik yoğunluğuna göre 3 ve 7 numaralı yollar daha yüksek oranlara sahip olduğu için, model sonuçlarının incelenmesinde detayda ilgili yollara ait çıktılar verilmiştir. Kesintinin olduğu faz da dahil olmak üzere, ilgili döngüdeki toplan geçen araç sayısı verilmiştir. Şekilde standart yaklaşım olan bir sonraki faza geçme durumu ile önerilen modele ait aksiyonlar kıyaslanmıştır. İlk etapta grafikten yapılacak çıkarım, her durumda önerilen modelin kullanımı ile kavşaktan daha fazla araç geçişinin sağlanmasıdır. Kimi denemelerde geçen araç sayısının aynı kaldığı gözlemlenmektedir. Bu durumlar, modelin aksiyon seçimi olarak bir sonraki faza geçişi tercih ettiği durumları göstermektedir. Yani en kötü senaryo için dahi mevcut standart yaklaşımdan kötü bir sonuç olmamıştır.

**Şekil 4.25: 3 Nolu Yol İçin Oluşan Test Sonuçları**

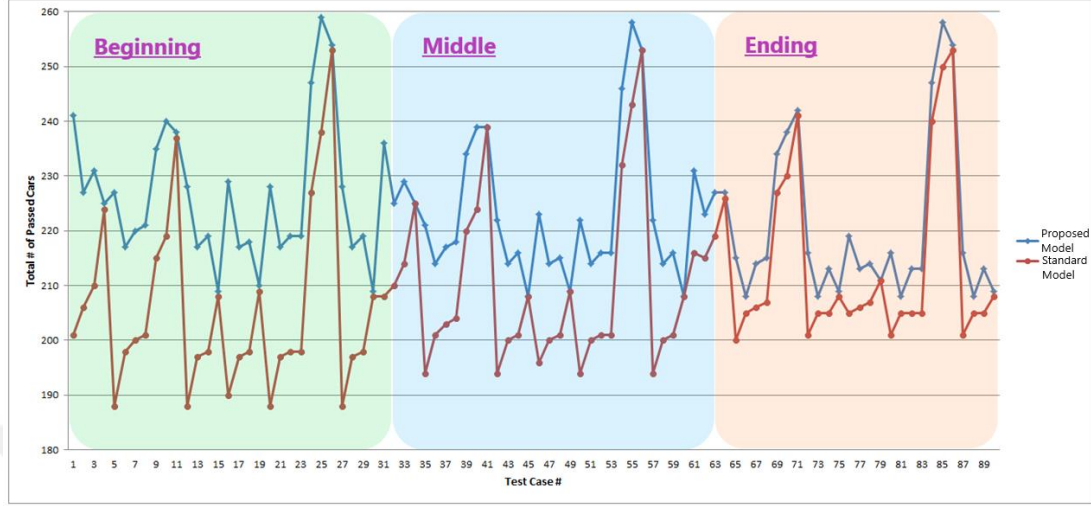
Aşağıda Şekil 4.26 ile sunulan grafikte ise, 7 numaralı yol için benzer bir karşılaştırma verilmiştir. Tüm döngü için toplam geçen araç sayıları verilmiştir. Diğer ışıkta da olduğu gibi, bu ışık için de model başarılı sonuç üretmektedir. En kötü senaryoda ise standart yaklaşımı tercih etmiştir. Test verilerindeki değişim, farklı sayılarda geçen araçların gözlenmesi, öğrenme sürecindeki rastgelelik ve acil durum sinyalinin hangi aşamada geldiğine bağlı olarak değişmektedir. Kimi durumlarda kavşakta daha fazla araç yeşil ışıkta geçmiştir ancak beklendiği gibi yakın değerlerdedir.



Şekil 4.26: 7 Nolu Yol İçin Oluşan Test Sonuçları

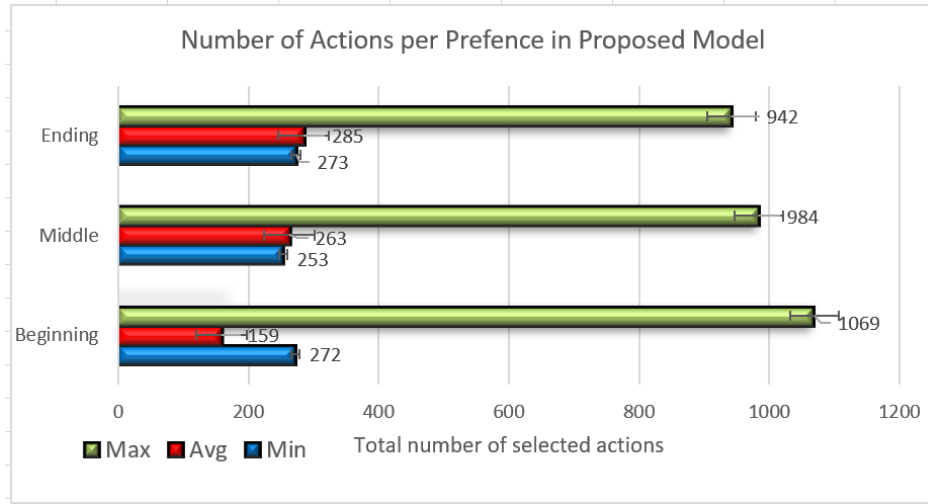
Tekil olarak ışık bazında örneklerin gösterildiği grafiklere ek olarak, Şekil 4.27 ile kavşakta toplam geçen araç sayısı, acil durumun gerçekleştiği dilime göre topluca verilmiştir. Kırmızı ışık süresinin başlangıç, orta süreler ya da son zamanlarında gelmesi durumlarına ait testlerde ortaya çıkan sonuç, başlangıç süresi için standart yaklaşıma nazaran önerilen modelin çok daha fazla araç geçişi sağlaması olmuştur. Acil durum, kırmızı ışık süresinin sonuna doğru yaklaştıkça aradaki fark azalmıştır. Benzer şekilde, önerilen modelin seçtiği aksiyonlar da kırmızı ışığın ilk zamanlarında gerçekleşen acil durumlar için daha az sayıda minimum seçeneği olmuş, bununla beraber kırmızı ışığın son zamanlarında daha fazla sayıda minimum seçeneği ortaya çıkmıştır. Buradan ulaşılabilecek sonuca göre, acil durum gerçekleştikten sonra sistemin kararlı hale gelmesi düşünüldüğünde, olayın gerçekleştirme zamanına göre bir politikanın uygun olduğudur. Eğer acil durum, ışık süresinin sonlarına doğru gerçekleşmişse zaten

diğer fazlar için geçiş süreleri yaklaşık olarak tamamlandığı için ışığı tekrar kırmızı duruma geçirmeye gerek olmayabileceği yorumu yapılabilir.



Şekil 4.27: Periyot Bazında Ortalama Test Sonuçları

Şekil 4.28, modelin test sürecinde hangi aksiyonu, hangi acil durum zaman dilimi için daha çok tercih ettiği gösterilmektedir. Yani acil durumun kırmızı ışığın hangi aşamasında gerçekleştiğine bağlı olarak öğrenilen aksiyonlara ait sayısal dağılım verilmektedir. Bir önceki grafikte de görüldüğü gibi, acil durum senaryolarının kırmızı ışığın son dönemlerinde gerçekleştiği örneklerde model bir sonraki faza geçişi daha çok tercih etmiştir. Eğer kırmızı ışığın başlarında bir acil durum gerçekleşmişse, ilgili yola yeşil ışık açıldığı için kalan sürenin diğer fazlara tekrar adil dağıtılması için maksimum seçimi daha fazla uygulanmıştır. Dikkat çeken bir diğer çıkarım ise, kırmızı ışığın kalan süresinin yeniden kullanılması tercihi, her durumda diğerlerinden fazladır. Senaryo değerlendirildiğinde bu davranış mantıklı görünmektedir. Acil durum aracı, kavşaktan geçiş yapmak için ışığı yeşil statüye geçirdiği için aslında erken dilimde bir yeşil fazı ilgili yolda işletilmiş olduğundan, diğer fazların beklemesi ve araç yoğunluğu oluşturması muhtemeldir. Aradaki farkı tekrar kapatmak için zaten bir süre yeşil fazda kalan ışık için kalan kırmızı dilimin işletilmesi, yaklaşım olarak uygun görünmektedir.



Şekil 4.28: Önerilen Modele Göre Tercih Edilen Aksiyonlar

Test sonuçları bir bütün olarak değerlendirildiğinde, önerilen modelin sadece 3 kategorik değer içermesine rağmen mevcut standart akışa göre daha iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir. Böylelikle tek bir aksiyona bağlı kalmayan trafik akışı, daha dinamik bir şekilde, gerçekleşen istisna sürecinden geri dönmüş ve daha kısa sürede kararlı seviyeye gelmiştir. Neticede acil durum anında diğer ışıklarda bekleyen araçlar, normal hesaplardan fazla olacağı için, ilk fırsatta bu fazlalıkları eritmek ve trafik yoğunluğunu dengelemek, trafik akışına fayda sağlayacaktır.

Ölçüm ya da kısımların daha da arttığı bir modelde, söz konusu kazanımların da artacağı ifade edilebilir. Acil durumun ışığın hangi süresinde geldiği sürekli bir değer olarak ya da çok sayıda kategorik değer olarak ifade edilebilir. Benzer şekilde alınacak aksiyon için de sadece 3 seçim yerine sürekli değerler içinden bir hesaplama da mümkün olabilir. Böylelikle acil durum sonrası süreçte kavşağın ve trafiğin daha kısa sürede ve daha etkin bir şekilde dengeli-kararlı duruma geçmesi sağlanabilir.

4.5. Önerilen Modellerin Akıllı Trafik Yönetimi Bağlamına Etkisinin Testler Ölçeğinde Değerlendirmesi

Tek bir kavşaktan başlayarak, birbirine bağlı olan kavşakların yönetimi, acil durum senaryoları sonrası trafiğin en kısa sürede normale dönmesi ile de beslenen önerilen modellerde, sabit süreli, önceden belirlenmiş trafik kavşak faz süre ve sıralamalarına nazaran, çok daha iyi sonuçların elde edildiği gözlemlenmektedir. Tek bir kavşak için ölçüm ve değerlendirme daha kolay olmakta ancak etki göz önünde

bulundurulduğunda, gerçek hayat senaryosuna daha yakın olacak şekilde çoklu kavşaklara ait sonuçlar da dikkate alınmaktadır. Çoklu kavşak için kümülatif değer hesaplamasının yanında, mikroskobik yaklaşım olarak da ifade edilebilecek şekilde, her bir kavşağın ayrıca performansı da düşünülmüş ve dengeli bir model ortaya konmuştur.

Trafiğin olağan akışı dışında, başta acil durumlar olmak üzere, kesici birtakım hadiseler de yer almaktadır. Bu tür hadiselerde öncelik, olayın giderilmesi ya da olay yerine intikaldir. Ancak olay süreci içinde kavşakların çalışma prensibine göre bir istisna durum ortaya çıktığı için, akış da kısa süreli dahi olsa bozulmaktadır. Çalışmada verilen acil durum sonrası çözüm önerisinde, birden çok seçeneğin sunulması ve bu şekilde daha kısa sürede daha etkin bir şekilde trafiğin bilinen en iyi akış konumuna gelmesi sağlanmıştır.

Tüm test verileri bir bütün olarak incelendiğinde, önerilen modellerin sabit süreli politikaya nazaran çok daha etkin bir çözüm olduğu görülmektedir. Giriş bölümünde ifade edilen motivasyon ile beraber değerlendirildiğinde, modellerden istenilen hedeflere ulaşıldığı, test verileriyle de desteklenmiştir. Elbette çalışma kapsamında test edilen kavşak sayısı ve kullanılan parametreler belli bir ölçekte kısıtlanmıştır ancak testler için deneysel sürecin takibi açısından, yeterli olacak şekilde, modellerin çalışmasını doğrular nitelikte testlerle, öğrenme sürecinde yer alan rastgelelik de dikkate alınarak denemeler yapılmış ve sonuçlar bir küme olarak, tek bir çıktı yerine grup halinde değerlendirilmiştir. Sonuç olarak, önerilen modellerin akıllı trafik yönetimi bağlamında kullanım imkanının olduğu ve verimi artıracacağı, test çıktılarıyla detaylı bir şekilde bu bölümde gösterilmiş olmaktadır.

BEŞİNCİ BÖLÜM

SONUÇ VE ÖNERİLER

Trafik, şehirleşmenin sürekli arttığı bir ortamda gündelik hayatın önemli sorunlarından biridir. Sorun olarak güncelliğini koruması, üzerinde çalışma yapılmasının da bir gereği olarak ortaya çıkmaktadır. Sistemlerin ve sistemler arası etkileşimlerin akıllı hale getirilmesi, yani değişen şartlara en kısa sürede adapte olması, tercih edilecek en önemli yaklaşımlardan biridir.

Akıllı trafik yönetimi, başta ekonomik ve çevresel faktörler olmak üzere, çok çeşitli açıdan insan hayatı ve şehir planlama aktivitelerine katkı sağlamaktadır. Daha az bekleme süreleri, daha az zaman ve yakıt kaybı demektir. Yakıtın daha az tüketildiği bir ortam, daha düşük karbon salınımı ve sera gazı etkisini getirmektedir. Aynı zamanda mobilitenin daha etkin sağlanması da şehir planlamada geniş kitleleri daha büyük alanlarda daha rahat taşımaya ya da yönlendirmeye olanak sağlamaktadır.

Literatürde trafik akışını iyileştirmek için çeşitli yöntemler önerilmekte, farklı disiplinlerden de istifade edilerek kapsayıcı modeller sunulmaktadır. Ancak trafiğin dinamik ve ölçülmesi zor yapısı, zaman ve şartlara göre de değişkenlik arz eden potansiyeli nedeniyle yine çalışmaya açık bir alan olarak araştırmacıların dikkatini çekmektedir. Bu çalışmada akıllı trafik yönetimi kapsamında yapılabilecek iyileştirmeler, öncelikle trafik akışına sağlanacak artı değer bağlamında değerlendirilmiş ve buna göre çeşitli modeller üzerinde çalışılmıştır.

Bu çalışmada, akıllı trafik yönetimi, bağlam bilinçli sistemler yaklaşımını içerisine alan bir plan ile model çözümleri önermektedir. Bağlam bilinçli sistem, makinelerin içerisinde buldukları ortama ilişkin bilgi akışını ve karar mekanizmasını daha etkin kullanması olarak ifade edilebilir. Buna göre, makinelerin kendilerine sunulan bilginin kategorize edilmesi ve karar aşamasında yeterli girdi sağlayarak daha mantıklı seçimler yapabilmesi için oluşturulan düzenler, bağlam bilinç kapsamına girmektedir.

Akıllı trafik yönetimi söz konusu olduğunda, öğrenme modellerine uygun algoritma ve yaklaşımlar potansiyel aday olarak ortaya çıkmaktadır. Makine öğrenmesi, eldeki verilerden daha etkin bir modelin ya da çözüm yaklaşımının ortaya çıkarılmasında önemli bir seçenek olarak görülmektedir. Makine öğrenmesi alanında bir alt alan

olarak ifade edilebilecek pekiştirmeli öğrenme, problemin doğası da düşünüldüğünde, akıllı sistemler için iyi bir seçenektir. Pekiştirmeli öğrenmede süreç, makinenin içerisinde bulunduğu ortamdan gözlem aracılığıyla verileri toplayıp, aldığı aksiyonların ödül ya da ceza ile cevaplanması neticesinde tecrübe artırımını şeklinde ilerlemektedir. Akıllı trafik yönetimi düşünüldüğünde, trafiğin değişken özellikleri, gözlem ile öğrenme süreci ile örtüşmektedir. Öğrenmede dikkat edilmesi gereken unsur, gözlem yapılacak verilerin model için değeri ve aksiyonlar neticesinde ortaya çıkacak ödül değeridir.

Akıllı trafik yönetimi alanında pekiştirmeli öğrenme yöntemi ile bir model çalışıldığında, ödül hesabı için çeşitli veriler kullanılabilir. Bunlara ortalama kuyruk uzunluğu, ortalama bekleme süresi, geçiş yapan araç sayısı, kavşak verimi gibi örnekler verilebilir. Amaç, değerlendirmeye dahil edilen parametrenin akışı iyileştirecek ölçüde geliştirilmesidir. Yani bekleme süresi ya da kuyruk uzunluğu gibi değerler söz konusuysa, modelin öğrenme sonucunda bu değerleri düşürmesi beklenir. Eğer araç geçişi ya da verim ödül olarak dikkate alınmıyorsa, bu sefer ilgili sayıların artması hedeflenir.

Bu çalışmada, önce tek bir kavşak için bağlam bilinçli, Q- öğrenme kullanılarak bir model geliştirilmiştir. Modelde ödül hesabı için verim kullanılmıştır. Tek bir kavşak için, hem faz sıralaması hem de fazlara ait süreler tahmin edilmiştir. Yani öğrenmede sabit bir faz tercih edilmemiş, modelin ortamdan elde edilecek verilerle faz sıralamasını da öğrenmesi hedeflenmiştir. Ardından bu model, birbirine bağlı, çoklu kavşaklar olarak ifade edilen yapıya genişletilmiştir. Bir başka ifadeyle, tek bir kavşak için izole çözüm yerine, bir grup kavşak için çalışma yapılmıştır. Trafik ve kavşak düzeni düşünüldüğünde, birden çok kavşağın oluşturduğu sistemlerin bütün olarak düşünülmesi daha doğru bir yaklaşım olacaktır. Çoklu kavşak için önerilen modelde de, her kavşağa ait faz sıra ve sürelerinin bağımsız tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Bunu sağlamak için 5 saniye aralıklarla öğrenmede aksiyon adımı hedeflenmiş, her dilimde modelin bir sonraki faz ve süre tahminini her bir kavşak için gerçekleştirmesi sağlanmıştır. Ödül hesabı olarak yine verim kullanılmıştır ancak bu sefer tüm sistemin, yani tüm kavşakların ortaya çıkardığı verim ile, her bir kavşağın izole durumda ortaya çıkardığı verim ağırlıklı olarak hesaplanmıştır. Bundaki amaç, toplamda iyileştirme görülse bile, trafikte kimi kavşaklarda faz sürelerinde dramatik bekleme ya da kuyruk

uzunluklarına yol açmamaktır. Ağırlıkların hesaplanması için de Tabu arama algoritmasından faydalanılmıştır.

Trafik akışı, içerisinde istisna durumlar ya da kesintiler de barındırmaktadır. Örneğin ambulans ya da itfaiye gibi acil durum araçların kavşaktan geçmesi gereken durumlar söz konusu olabilmektedir. Bu tip durumlarda geçiş hakkı acil durum araçlarında olduğu için, mümkün olan en kısa süre içerisinde kavşakta söz konusu araçlara yol verilmesi gerekmektedir. Önceliğin sağlanması ve acil durum ihtiyacına ivedi cevap verilebilmesi için literatürde çeşitli çalışmalar mevcuttur. Bunlar kavşak yönetimini, trafiğin farklı şeritlere yönlendirilmesini ya da acil durum araçlarının fiziksel olarak farklı noktalarda konumlandırmasını da içeren birçok alt alanda yayılmıştır. Ancak, acil durum sonrası için de bir öğrenme, ya da bir planlı aksiyon gerektiği de açıktır. Neticede olay anında istisna bir durum yürütüldüğü için trafik ve dolayısıyla kavşak sistemleri kararsız bir hale gelmektedir. Tekrar kararlı ve verimli bir hale gelmek için gerekli aksiyon noktasında mevcut yaklaşımda bir sonraki fazdan devam edilmesi tercihi gözlemlenmektedir. Bu çalışma kapsamında, akıllı trafik yönetimi hedeflendiği için, acil durum sonrası senaryosu için de öneri sunulmuştur. Buna göre, acil durum olayı tamamlandıktan sonra bir sonraki faza geçmek yerine, kalan faz süresinin belli bir miktar kullanımının da düşünüldüğü kategorik aksiyonlar belirlenmiştir.

Tekli kavşaktan başlamak üzere, önerilen modellerin başarı oranı ve verimi, standart, sabit süreli kavşak konfigürasyonuna göre ortaya çıkan model ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Sabit süreli model, her durumda aynı faz süresi ya da tek bir faz sıralamasını içermez; önceden tanımlı değişmeyen bir politikayı ifade eder. Başta tekli kavşak için olmak üzere, önerilen modellerin tüm koşullarda daha iyi sonuç ürettiği, trafik akışını daha verimli sağladığı gözlemlenmiştir. Ortalama bekleme süresi ve en yüksek bekleme süresi gibi zamana bağlı değerlerde önerilen modeller, sabit süreli modele göre çok daha iyi sonuç üretmiştir. Ortalama kuyruk uzunluğu, en uzun kuyruk, ortalama geçen araç sayısı, toplam geçen araç sayısı gibi araç adedi bazında yapılan ölçümlerde de önerilen modellerin oldukça yüksek performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Akıllı trafik yönetiminde adaptif bir modelin varlığı, elde edilen test sonuçlarının da desteklediği gibi, trafik akışını önemli ölçüde iyileştirmektedir. Probleme uygun bir model seçimine de dikkat edilerek, akıllı, çevreden öğrenebilen bir model kullanmak, trafik yönetiminde daha etkin ve verimli bir planın ortaya çıkmasına katkı

sağlayacaktır. Bu çalışmada hem tek bir kavşak için, hem de birbirine bağlı kavşak sistemleri için önerilen modeller, alternatif olarak düşünülebilecek ölçektedir. Ek olarak acil durum senaryolarının da dahil edildiği çalışmanın kapsamı, bütüncül bir trafik yönetimi yapmak için iyi bir altyapı oluşturmaktadır.

Şehir hayatının daha da yaygınlaşacağı tahmini ve gündelik yaşamımızda mobilitenin daha da artacağı gerçeği düşünüldüğünde, bu çalışmadakine benzer önerilerin de artarak devam edeceği açıktır. Çalışmada önerilen modellerin daha geniş kitledeki kavşak sistemleri için kullanılabilmesi, ya da acil durum sonrası senaryosunun birden çok acil durum aracını da kapsayacak şekilde geliştirilmesi, gelecek çalışmalar için ifade edilebilecek faktörlerdendir. Trafikte sadece araçların yer almadığı, yaya ve diğer unsurların da düşünülerek önerilen modellerin geliştirilmesi de bir diğer öneri olarak ifade edilebilir. Kavşakların faz süre ve sıralamasının dinamik olarak tahminlemesinden elde edilen verim, söz konusu genişlemelerde çok daha verimli, çevreye duyarlı ve ekonomik olarak etkin maliyetli politikaların geliştirilmesine katkı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Abdoos, M., Mozayani, N. ve Bazzan, A. L. C. (2011). Traffic light control in non-stationary environments based on multi agent Q-learning. *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. <https://doi.org/10.1109/itsc.2011.6083114>
- Aljaafreh, A., Al-Oudat, N. ve Saleh, M. (2014). Adaptive Traffic-Signal Control using Discrete Event Simulation Model. *International Journal of Computer Applications*, 101(12): 7–12. <https://doi.org/10.5120/17737-8910>
- Almuraykhi, K.M. ve Akhlaq, M. (2019). STLS: Smart Traffic Lights System for Emergency Response Vehicles. *2019 International Conference on Computer and Information Sciences (ICCIS)*: 1-6.
- Alpaydin, E. (2020). *Introduction to Machine Learning (Fourth ed)*. Cambridge, MIT.
- Altman, N.S. (1992). An Introduction to Kernel and Nearest-Neighbor Nonparametric Regression. *The American Statistician*, 46: 175-185.
- Al-Ostath, N., Selityn, F., Al-Roudhan, Z. ve El-Abd, M. (2015). Implementation of an emergency vehicle to traffic lights communication system. *2015 7th International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*: 1-5.
- Araghi, S., Khosravi, A., Johnstone, M., & Creighton, D. (2013). Q-learning method for controlling traffic signal phase time in a single intersection. *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*. <https://doi.org/10.1109/itsc.2013.6728404>
- Arel, I., Liu, C., Urbanik, T. ve Kohls, A. (2010). Reinforcement learning-based multi-agent system for network traffic signal control. *IET Intelligent Transport Systems*, 4(2). <https://doi.org/10.1049/iet-its.2009.0070>
- Balaji, P.G., German, X. ve Srinivasan, D. (2010). Urban traffic signal control using reinforcement learning agents. *IET Intelligent Transport Systems*, 4: 177-188.

- Bianchi, L., Dorigo, M., Gambardella, L. M. ve Gutjahr, W. J. (2008). A survey on metaheuristics for stochastic combinatorial optimization. *Natural Computing*, 8(2): 239–287. <https://doi.org/10.1007/s11047-008-9098-4>
- Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu (BTK). (2022). *Akıllı Şehirler Araştırma Raporu*. [Online]. Web linki: <https://www.btk.gov.tr/uploads/pages/arastirma-raporlari/nesnelerin-interneti-tabanlı-akilli-sehirler.pdf> (Erişim tarihi: 26 Mayıs 2022)
- Blum, C. ve Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization. *ACM Computing Surveys*, 35(3): 268–308. <https://doi.org/10.1145/937503.937505>
- Bolchini, C., Curino, C. A., Quintarelli, E., Schreiber, F. A. ve Tanca, L. (2007). A data-oriented survey of context models. *ACM SIGMOD Record*, 36(4): 19–26. <https://doi.org/10.1145/1361348.1361353>
- Bullock, D.M., Sturdevant, J.R. ve Day, C.M. (2008). Signalized Intersection Performance Measures for Operations Decision-Making. *Ite Journal-institute of Transportation Engineers*, 78: 20-23.
- Caliskanelli S.P. (2010). *Sinyalizasyon Sistemlerinden ayrılan Araçların Takip Aralığı Dağılımının İncelenmesi*. Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 117, İzmir.
- Chin, Y.K., Kow, W.Y., Khong, W.L., Tan, M.K. ve Teo, K.T. (2012). Q-Learning Traffic Signal Optimization within Multiple Intersections Traffic Network. *2012 Sixth UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation*: 343-348.
- Chin, Y., Bolong, N., Yang, S. S. ve Teo, K. T. K. (2020). Q-Learning Based Traffic Optimization in Management of Signal Timing Plan. *International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology*. <https://doi.org/10.5013/ijssst.a.12.03.05>
- Chollet, F. (2017). *Deep Learning with Python*: p196-207. New York, Manning Publications.
- Chu, H. C., Liao, Y. X., Chang, L. H. ve Lee, Y. H. (2019). Traffic Light Cycle Configuration of Single Intersection Based on Modified Q-Learning. *Applied Sciences*, 9(21): 4558. <https://doi.org/10.3390/app9214558>

- Dağüstü H.Ş. (2010). *Trafik Yönetiminde Kavşak Trafiğinin Kontrolü için Sinyal Zamanlama Modeli*. Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 123, İstanbul.
- El-Tantawy, S. ve Abdulhai, B. (2010). An agent-based learning towards decentralized and coordinated traffic signal control. *13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. <https://doi.org/10.1109/itsc.2010.5625066>
- El-Tantawy, S. ve Abdulhai, B. (2011). Comprehensive Analysis of Reinforcement Learning Methods and Parameters for Adaptive Traffic Signal Control.
- El-Tantawy, S. ve Abdulhai, B. (2012). Multi-Agent Reinforcement Learning for Integrated Network of Adaptive Traffic Signal Controllers (MARLIN-ATSC). *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. <https://doi.org/10.1109/itsc.2012.6338707>
- EURIX. (2021). *Makine öğrenmesi* [Online]. Web linki: <https://www.eurixgroup.com/eurix-machine-learning-2/> (Erişim tarihi: 27 Mayıs 2022)
- Farley, B.G. ve Clark, W.A. (1954). Simulation of self-organizing systems by digital computer. *Trans. IRE Prof. Group Inf. Theory*, 4: 76-84. <https://doi.org/10.1109/TIT.1954.1057468>
- Feroz, B., Mehmood, A., Maryam, H., Zeadally, S., Maple C. ve Shah M. A. (2021) Vehicle-Life Interaction in Fog-Enabled Smart Connected and Autonomous Vehicles. *IEEE Access*, vol. 9: 7402-7420. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3049110>
- Feyzabadi, S. ve Carpin, S. (2014). Risk-aware path planning using hierarchical constrained Markov Decision Processes. *2014 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*: 297-303. <https://doi.org/10.1109/CoASE.2014.6899341>
- François-Lavet, V., Fonteneau, R. ve Ernst, D. (2015). How to Discount Deep Reinforcement Learning: Towards New Dynamic Strategies. *ArXiv*, abs/1512.02011

- FHWA. (2006). *Driver Attitudes and Behaviors at Intersections and Potential Effectiveness of Engineering Countermeasures* [Online]. Web linki: <https://www.fhwa.dot.gov/publications/research/safety/05158/index.cfm> (Eriřim tarih: 26 Mayıs 2022)
- Gaikwad, V. V., Kadarkar, S. S. ve Kasbekar, G. S. (2016). Intelligent Traffic Signal Duration Adaptation Using Q-Learning with an Evolving State Space. *2016 IEEE 84th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*. <https://doi.org/10.1109/vtcfall.2016.7881050>
- Gamboa, D., Rego, C. ve Glover, F. (2005). Data structures and ejection chains for solving large-scale traveling salesman problems. *European Journal of Operational Research*, 160(1): 154–171. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.04.023>
- Gandhi, R. (2018). *K-Means Clustering — Introduction to Machine Learning Algorithms* [Online]. Web adresi: <https://towardsdatascience.com/k-means-clustering-introduction-to-machine-learning-algorithms-c96bf0d5d57a> (Eriřim tarihi: 25 Mayıs 2022)
- Geçiř Üstünlüğü. (2020). *Right-of-way* [Online]. Web linki: <https://driversed.com/driving-information/sharing-the-road-with-others/emergency-vehicles/> (Eriřim tarihi: 26 Mayıs 2022)
- Glover, F. ve Laguna M. (1997). *Tabu Search*. Dordrecht, Kluwer Academic Publishers.
- Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in Searching, Optimisation and Machine Learning*. Reading, Addison-Wesley.
- Grieve, G. (2020). *Explained SIEMply: Machine Learning* [Online]. Web linki: <https://www.logpoint.com/no/blogg/explained-siemply-machine-learning/> (Eriřim tarihi: 27 Mayıs 2022)
- Güneř, F. (2021). *Akıllı řehirler ve veri analitięi- sinyalize kavřakların performans deęerlendirilmesinde analitik yöntemler ve trafik akımının kuyruk teorisi ile modellenmesi*. İstanbul Ticaret Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

- Harb, A. A. M., Durdu, A. ve Terziođlu, H. (2019). Kavşak Trafik Sinyalizasyon Kontrolü için Bulanık Mantık Yöntemi ile Gerçek Zamanlı Sistemin Tasarımı ve Uygulaması. *European Journal of Science and Technology*: 490–497. <https://doi.org/10.31590/ejosat.638612>
- Harnad, S. (2008). “The Annotation Game: On Turing (1950) on Computing, Machinery and Intelligence” in *Parsing the Turing Test: Philosophical and Methodological Issues in the Quest for the Thinking Computer*. New York, Springer.
- Hinton, G. ve Sejnowski, T. (1999). *Unsupervised Learning: Foundations of Neural Computation*. Cambridge, MIT Press.
- IBM Cloud. (2020a). *Supervised learning* [Online]. Web linki: <https://www.ibm.com/cloud/learn/supervised-learning> (Erişim tarihi: 28 Mayıs 2022)
- IBM Cloud. (2020b). *Unsupervised learning* [Online]. Web linki: <https://www.ibm.com/cloud/learn/unsupervised-learning> (Erişim tarihi: 28 Mayıs 2022)
- IEA (2021). *CO₂ Verileri*. [Online]. Web linki: <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-product/emissions-factors-2021> (Erişim Tarihi: 25 Mayıs 2022)
- İSBAK. (2021). *ATAK* [Online]. Web linki: <https://isbak.istanbul/wp-content/uploads/2021/06/2020-ISBAK-Faaliyet-Raporu-RS-Min-Compressed.pdf> (Erişim tarihi: 24 Mayıs 2022)
- Jalota, D., Solovey, K., Zoepf, S. ve Pavone, M. (2022). Balancing Fairness and Efficiency in Traffic Routing via Interpolated Traffic Assignment. *AAMAS*.
- Kancabaş, E. S. (1998). *Urban Transportation Planning Applications in Developed and Developing Countries, and Analysis of Transportation System in Ankara on the Basis of Rail Transit*. ODTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Karayolları Genel Müdürlüğü. (2010). *Karayolları El Kitabı* [Online]. Web linki: https://www.utikad.org.tr/images/BilgiBankasi/karayollarindaagirtasittrafigi_ninveyuktasimaciligininozellikleriveegilimleri20102014-9696.pdf -497 (Erişim tarihi: 25 Mayıs 2022)

- Kenny, V., Nathal, M. ve Saldana, S. (2014). *Heuristic algorithms* [Online]. Web linki: https://optimization.mccormick.northwestern.edu/index.php/Heuristic_algorithms (Eriřim tarihi: 25 Mayıs 2022)
- Khekare, G., Verma, P., Dhanre, U., Raut, S. ve Sheikh, S. (2020). The Optimal Path Finding Algorithm Based on Reinforcement Learning. *International Journal of Software Science and Computational Intelligence*, 12(4): 1–18. <https://doi.org/10.4018/ijssci.2020100101>
- Kubera, Y., Mathieu, P. ve Picault, S. (2010). Everything can be agent! *Proc. of 9th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2010)*: 1547-1548.
- Li, B., Zhang, Y., Jia, N., Zhou, C., Ge, Y., Liu, H., Meng, W. ve Ji, C. (2017). Paving green passage for emergency vehicle in heavy traffic: Real-time motion planning under the connected and automated vehicles environment. *2017 IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR)*: 153-158.
- Liu, Y., Liu, L. ve Chen, W. (2017). Intelligent traffic light control using distributed multi-agent Q learning. *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*: 1-8.
- Mathew, T.V. (2009). *Traffic signal design* [Online]. Web linki: <https://www.civil.iitb.ac.in/tvm/1100 LnTse/530 lnTse/plain/plain.html> (Eriřim tarihi: 26 Mayıs 2022)
- Milletler, B. (2019). *World population prospects* [Online]. Web linki: <https://population.un.org/wpp/> (Eriřim tarihi: 28 Mayıs 2022)
- Moroi, Y. ve Takami, K. (2015). A method of securing priority-use routes for emergency vehicles using inter-vehicle and vehicle-road communication. *2015 7th International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*: 1-5.
- Murat Y. S. ve Cakici Z. (2017). Sinyalize Kavřaklarda Durma Gecikmesi ve Kontrol Gecikmesi Arasındaki İliřkinin İncelenmesi. *Ulařtırma Kongresi Bildiriler Kitabı*: 13-24.

- Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. Cambridge, MIT Press.
- Nguyen, N. D., Nguyen, T. ve Nahavandi, S. (2017). System Design Perspective for Human-Level Agents Using Deep Reinforcement Learning: A Survey. *IEEE Access*, 5: 27091–27102. <https://doi.org/10.1109/access.2017.2777827>
- Palle, S., Vibha, H., Sriraksha, B.M. ve Yeshashwini, A. (2019). Implementation of Smart Movable Road Divider and Ambulance Clearance using IoT. *2019 4th International Conference on Recent Trends on Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT)*: 1345-1348.
- Pearl, J. (1984). *Heuristics: Intelligent Search Strategies for Computer Problem Solving*. Boston, Addison-Wesley.
- PrabuchandranK., J., HemanthKumarA., N. ve Bhatnagar, S. (2014). Multi-agent reinforcement learning for traffic signal control. *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*: 2529-2534.
- Pudil, P. ve Novovičová, J. (1998). Novel Methods for Feature Subset Selection with Respect to Problem Knowledge. *Feature Extraction, Construction and Selection*: 101–116. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-5725-8_7
- Rasheed, F., Yau, K. L. A., Noor, R. M., Wu, C. ve Low, Y. C. (2020). Deep Reinforcement Learning for Traffic Signal Control: A Review. *IEEE Access*, 8: 208016–208044. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3034141>
- Rida, N., Ouadoud, M. ve Hasbi, A. (2020). Coordinated Signal Control System in Urban Road Network. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*, 16(10): 4–22. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v16i10.15473>
- Russell, S. J. ve Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach (2nd ed.)*. New Jersey, Prentice Hall.
- Russell, S. J. ve Norvig P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th US ed.* London, Pearson.
- Schilit, B., Adams, N. ve Want, R. (1994). Context-Aware Computing Applications. *1994 First Workshop on Mobile Computing Systems and Applications*. <https://doi.org/10.1109/wmcsa.1994.16>

- Seni, G. ve Elder, J. F. (2010). Ensemble Methods in Data Mining: Improving Accuracy Through Combining Predictions. *Synthesis Lectures on Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(1): 1–126. <https://doi.org/10.2200/s00240ed1v01y200912dmk002>
- Seyyedabbasi, A., Aliyev, R., Kiani, F., Gulle, M. U., Basyildiz, H. ve Shah, M. A. (2021). Hybrid algorithms based on combining reinforcement learning and metaheuristic methods to solve global optimization problems. *Knowledge-Based Systems*, 223: 107044. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107044>
- Shewan, D. (2021). *10 Companies Using Machine Learning in Cool Ways*. [Online]. Web linki: <https://www.wordstream.com/blog/ws/2017/07/28/machine-learning-applications> (Eriřim tarihi: 24 Mayıs 2022)
- Smith, M. K. (2014). *Overfitting* [Online]. Web linki: <https://web.ma.utexas.edu/users/mks/statmistakes/ovefitting.html> (Eriřim tarihi: 25 Mayıs 202)
- Sutton, R. ve Barto A.G. (1998). *Reinforcement Learning*. Cambridge, MIT Press.
- Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) (2022). *2021 yılında trafięe çıkan araç sayısı* [Online]. Web linki: <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Motorlu-Kara-Tasitlari-Aralik-2021-45703> (Eriřim tarihi: 23 Mayıs 2022)
- U.S. Department of Transportation. (2006). *Traffic Signal Preemption for Emergency Vehicles: A Cross-Cutting Study* [Online]. Web linki: <https://www.gtt.com/wp-content/uploads/Traffic-signal-preemption-for-emergency-vehicles-A-cross-cutting-study.pdf> (Eriřim tarihi: 25 Mayıs 2022)
- Vidhate, D. ve Kulkarni, P.A. (2017). Cooperative multi-agent reinforcement learning models (CMRLM) for intelligent traffic control. *2017 1st International Conference on Intelligent Systems and Information Management (ICISIM)*: 325-331.
- Webster F.V. (1958). Traffic Signal Settings. Road Research Technical Paper, *Road Research Laboratory No. 39*
- Wei, H., Zheng, G., Yao, H. ve Li, Z. (2018). IntelliLight: A Reinforcement Learning Approach for Intelligent Traffic Light Control. *Proceedings of the 24th ACM*

SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining.
<https://doi.org/10.1145/3219819.3220096>

Wei, H., Zheng, G., Gayah, V.V. ve Li, Z.J. (2019). A Survey on Traffic Signal Control Methods. *ArXiv*, abs/1904.08117.

Weng, L. (2018). *A (Long) Peek into Reinforcement Learning* [Online]. Web linki: <https://lilianweng.github.io/posts/2018-02-19-rl-overview> (Erişim tarihi: 26 Mayıs 2022)

Wen-xue, C. ve Zihui, Z. (2010). Path selection evaluation for emergency transport vehicles. *2010 International Conference on Logistics Systems and Intelligent Management (ICLSIM)*, 2: 1050-1054.

Wiering, M. (2000). Multi-Agent Reinforcement Learning for Traffic Light Control. *Machine Learning: Proceedings of the Seventeenth International Conference (ICML 2000)*: 1151-1158.

Wierman, M. J. (2010). *An Introduction to the Mathematics of Uncertainty: including Set Theory, Logic, Probability, Fuzzy Sets, Rough Sets, and Evidence Theory* [online]. Available at: https://www.creighton.edu/fileadmin/user/CCAS/programs/fuzzy_math/docs/MOU.pdf (Erişim Tarihi: 27 Mayıs 2022)

Wikimedia. *Maxima and Minima*. [Online]. Web linki: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Maxima_and_Minima.svg (Erişim tarihi: 28 Mayıs 2022)

Wikipedia. *Metaheuristics* [Online]. Web linki: https://en.wikipedia.org/wiki/Metaheuristic#/media/File:Metaheuristics_classification.svg (Erişim tarihi: 25 Mayıs 2022)

Wooldridge, M. (2002). *An Introduction to MultiAgent Systems*. New Jersey, John Wiley & Sons.

Yaping, W. ve Zheng, Z. (2011). A Method of Reinforcement Learning Based Automatic Traffic Signal Control. *2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. <https://doi.org/10.1109/icmtma.2011.35>

- Ye, Q., Song, J., Yang, Z. ve Wang, L. (2011). Emergency vehicle location model and algorithm under uncertainty. *2011 2nd IEEE International Conference on Emergency Management and Management Sciences*: 1-4.
- Yildiz, E. ve Sevim, Y. (2016). Comparison of linear dimensionality reduction methods on classification methods. *2016 National Conference on Electrical, Electronics and Biomedical Engineering (ELECO)*: 161-164.
- York Region. *Traffic Technology* [Online]. Web linki: <https://www.york.ca/newsroom/campaigns-projects/look-all-traffic-technology-intersections> (Erişim tarihi: 25 Mayıs 2022)
- Zang, X., Yao, H., Zheng, G., Xu, N., Xu, K. ve Li, Z. (2020). MetaLight: Value-Based Meta-Reinforcement Learning for Traffic Signal Control. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(01): 1153–1160. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i01.5467>
- Zheng, H., Chang, W. ve Wu, J. (2019). Traffic flow monitoring systems in smart cities: Coverage and distinguishability among vehicles. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 127: 224–237. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2018.07.008>

EKLER

Çalışma kapsamında kullanılan test verileri, erişime açık bir şekilde <https://github.com/ofsarac/trafficdata> adresinde sunulmaktadır.



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı-Soyadı: Ömer Faruk SARAÇ
Uyruğu: T.C.
Çalıştığı Kurum: Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu

Eğitim Bilgileri

Lisans: Dokuz Eylül Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği, 2007

Yüksek Lisans: Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği, 2014

Yayınlar

Sarac, O.F. ve Duru, N. (2013). A novel method for software effort estimation: Estimating with boundaries. *2013 IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, IEEE INISTA 2013*. p1-5.
<https://doi.org/10.1109/INISTA.2013.6577643>

Saraç, Ö.F. ve Duru, N. (2013). Yazılım Efor Tahmininde Farklı Bir Yaklaşım: Sınır Değerlerine Göre Tahmin. *UYMS*.