



# Akıllı Durak Sistemindeki Araç Seyahat Sürelerinin Birleşik Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmini\*

Murat Taşyürek<sup>1,2\*\*</sup>, Mete Çelik<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Kayseri Büyükşehir Belediyesi, Bilgi İşlem Dairesi Başkanlığı, Yazılım Şube Müdürlüğü, Kayseri, Türkiye (ORCID: 0000-0001-5623-8577)

<sup>2</sup> Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kayseri, Türkiye (ORCID: 0000-0002-1488-1502)

(Konferans Tarihi: 5-7 Mart 2020)

(DOI: 10.31590/ejosat.araconf10)

**ATIF/REFERENCE:** Taşyürek, M. & Çelik, M. (2020). Akıllı Durak Sistemindeki Araç Seyahat Sürelerinin Birleşik Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmini. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (Özel Sayı), 72-79.

## Öz

Toplu taşımacılık özellikle nüfus yoğunluğunun fazla olduğu şehirlerde günlük yaşamda yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Toplu taşıma araçlarını kullanan birçok insan duraklarda beklemelerinden dolayı zaman kaybı yaşamaktadırlar. Bu nedenle toplu taşıma araçlarının duraklara geliş süresinin doğru şekilde hesaplanması veya tahmin edilmesi ve yolculara bildirilmesi önem arz etmektedir. Gerçek zamanlı trafik koşullarının ve trafik olaylarının karmaşıklığı ve çeşitliliği nedeniyle otobüslerin, duraklara geliş zamanlarını doğru bir şekilde tahmin etmek zor bir problemdir. Literatürde otobüs varış sürelerinin tahmin edilmesi için çeşitli teknikler ve parametreler kullanılmıştır. Bu çalışmada, toplu taşıma araçlarının duraklara varış zamanını doğru bir şekilde tahmin edebilmek için birleşik yapay sinir ağları (YSA) algoritması tabanlı bir sistem önerilmiştir. Birleşik YSA modeli birden fazla yapay sinir ağı modelinin çıktılarının ortaklaşa değerlendirilmesi ile YSA modellerinin performansını arttırabilmekte ve dolayısı ile daha doğru sonuçlar verebilmektedir. Bu nedenle birleşik YSA modelleri çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır. Önerilen birleşik YSA algoritması gerçek veriler üzerinde çalıştırılmıştır. Çalışmada Kayseri Büyükşehir Belediyesi akıllı otobüs durak verileri ve 800 adet farklı otobüs hattının GPS verisi kullanılmıştır. Önerilen sistemde akıllı duraklarda bulunan kare kodlar (QR) okutularak veya paylaşılan yolcu GPS (Küresel Konumlama Sistemi) verisini kullanarak seçilen duraktan hangi otobüsün ne zaman geçeceği birleşik YSA modeli ile tahmin edilebilmekte ve yolculara bildirilmektedir. Çalışmada kullanılan YSA algoritmasının sonuçları lineer regresyon yöntemi sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Deneysel sonuçlar önerilen birleşik YSA yaklaşımının lineer regresyon yaklaşımına göre daha doğru sonuçlar verdiğini göstermiştir. Çalışmada ayrıca geliştirilen birleşik YSA modelini kullanan mobil ve web uygulaması geliştirilmiştir. Geliştirilen uygulama ile yolcular akıllı duraklardaki kare kodları kullanarak sisteme bağlanmakta ve tahmini otobüs geliş sürelerini takip edebilmektedirler.

**Anahtar Kelimeler:** Akıllı duraklar, Yapay sinir ağları, Araç seyahat süreleri.

## Prediction of Vehicle Arrival Times in the Smart Bus Stop System Using Ensemble Artificial Neural Networks

### Abstract

Public transportation is used extensively in daily life, especially in cities where the population density is high. Many people who use public transportation experience time loss due to waiting at the stops. For this reason, it is important to accurately calculate or estimate

\* Bu makale *International Conference on Access to Recent Advances in Engineering and Digitalization (ARACONF 2020)* de sunulmuştur.

\*\* Sorumlu Yazar: Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kayseri, Türkiye, ORCID: 0000-0001-5623-8577, [m.tasyurek@hotmail.com](mailto:m.tasyurek@hotmail.com)

the arrival time of public transport to the stops and inform the passengers. Due to the complexity and diversity of real-time traffic conditions and traffic events, it is a difficult problem to accurately predict the arrival times of buses to the stops. Various techniques and parameters have been used in the literature to estimate bus arrival times. In this study, a system based on ensemble artificial neural networks (ANN) algorithm has been proposed in order to accurately predict the arrival time of public transport to the stops. The ensemble ANN model can increase the performance of ANN models and thus provide more accurate results by jointly evaluating the outputs of more than one neural network model. Therefore, ensemble ANN models are used in various applications. The proposed ensemble ANN algorithm was run on real data. In this study, Kayseri Metropolitan Municipality smart bus stop data and GPS data of 800 different bus lines were used. The proposed system predicts the arrival time of the public transportation vehicle when the QR codes of smart bus stops and or the shared GPS (Global Positioning System) of passengers were used. The experimental results show that the proposed ensemble ANN approach gives more accurate results than the LR approach. In the study, a mobile and web application using the combined ANN model was developed. With the developed application, passengers can connect to the system using square codes in smart stops and follow the estimated bus arrival times.

**Keywords:** Smart bus stops, Artificial neural networks, Prediction bus arrival time.

## 1. Giriş

Toplu taşımacılık özellikle nüfus yoğunluğunun fazla olduğu şehirlerde günlük yaşamda yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Toplu taşıma araçlarını kullanan birçok insan duraklarda beklemelerinden dolayı zaman kaybı yaşamaktadırlar. Bu nedenle toplu taşıma araçlarının duraklara geliş süresinin doğru şekilde hesaplanması ve yolculara bildirilmesi önem arz etmektedir. Akıllı şehir teknolojilerinin giderek yaygınlaşması ile birlikte akıllı çözümlerde giderek yaygınlaşmaktadır. Akıllı Ulaşım Sistemi (AUS) bu çözümlerden bir tanesidir. Bu sistemler sağladıkları faydalarla, ulaşımı daha güvenli, etkili, güvenilir ve çevre dostu hale getirmektedirler (Tufan ve ark., 2014). Günümüzde kullanılmakta olan AUS türlerinden gerçek zamanlı yolcu bilgilendirme sistemleri yolculara yolculuk öncesinde ve yolculuk sırasında bilgi sağlamaktadır. AUS, otobüsün konumunu belirlemek ve otobüs varış süresini tahmin etmek için genellikle Küresel Konumlama Servis (GPS) verisini kullanır (Gökrem ve ark., 2016). Ülkemizde toplu taşımacılık hizmeti genellikle belediyeler tarafından yürütüldüğü için belediyeler AUS'nin sahadaki en önemli göstergesi olan akıllı durak sistemleri ile ilgili girişimlerde bulunmaktadır. Özellikle İstanbul, Ankara, İzmir, Konya ve Kocaeli belediyeleri akıllı durak sistemlerinde Türkiye'ye öncülük etmektedirler. Bu çalışmada ise Kayseri Büyükşehir Belediyesi (KBB) (Kayseri Büyükşehir Belediyesi., 2020) akıllı durak sisteminde "otobüs ne zaman gelecek" sorusunun cevabı birleşik yapay sinir ağları (YSA) yöntemi ile tahmin edilmiştir. Çalışmada KBB'ye ait 180 milyon gerçek zamanlı otobüs GPS verisi kullanılmıştır. Otobüslerin geçmiş GPS verileri kullanılarak birleşik YSA modeli ile otobüsün duraklara varış zamanı tahmin edilmiştir. Önerilen yöntemin sonuçları lineer regresyon (LR) yaklaşımının sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Gerçek zamanlı trafik koşullarının ve trafik olaylarının karmaşıklığı ve çeşitliliği nedeniyle otobüslerin duraklara geliş zamanlarını tahmin etmek zor bir problemdir. Otobüs seyahat süreleri tahmininde doğru bir model oluşturmak için kalkış zamanı, mevcut otobüs konumu, trafik durumu, bekleme süresi ve durak bazlı yolcu talebi verilerinin kombinasyonları kullanılmalıdır (Li ve ark., 2011). Seyahat süreleri tahmin eden çalışmalar incelendiğinde, GPS teknolojisi kullanılarak otobüs varış zamanı tahmini alanında araştırmalar yapılmıştır. Gurmu ve arkadaşları otobüs yolculuk sürelerini sadece otobüs GPS verilerini kullanarak başarılı bir şekilde modellemiştir (Gurmu ve ark., 2014). Amita ve arkadaşları GPS verileri ile elde edilen varış zamanı, bekleme süreleri ve ortalama hız verilerini kullanarak seyahat süresi tahmin modeli geliştirmişlerdir (Amita ve ark., 2016). Her iki çalışma GPS verilerinin güvenilir tahmin modelleri için tek veri kaynağı olarak kullanılması için yeterli olduğunu göstermektedir.

Seyahat süreleri tahmin modellerinde genellikle klasik yaklaşımlar, makine öğrenme algoritmaları ve evrimsel algoritmalar kullanılmaktadır (Amita ve ark., 2016; Jiang ve ark., 2014; Jiang ve ark., 2014; Liu ve ark., 2019; Yaghini ve ark., 2013). YSA ve LR yöntemleri tahmin sürelerinde yaygın olarak kullanılan yaklaşımlardır (Prasad ve ark., 2014; Yu ve ark., 2013; Dietterich ve ark., 2000; Kee ve ark., 2017). Bu çalışmada birleşik YSA ve LR yaklaşımları çalıştırılmış ve her iki yaklaşımın sonucu hata karelerinin ortalamalarının kareköküne göre (RMSE-root mean square error) karşılaştırılmıştır.

Bu makalenin bundan sonraki bölümlerinde yapay sinir ağları modeli tanıtılmış, seyahat sürelerinin YSA ile hesaplanması tartışılmış ve sonuçlar bölümünde ise yapılan deney sonuçları ve uygulama paylaşılmıştır.

## 2. Materyal ve Metot

Bu çalışmada YSA algoritması otobüs sürelerini tahmin etmek için kullanılmıştır. Bu nedenle öncelikle birleşik YSA algoritması tanıtılacaktır ve daha sonra ise seyahat süresinin hesaplanması tartışılacaktır.

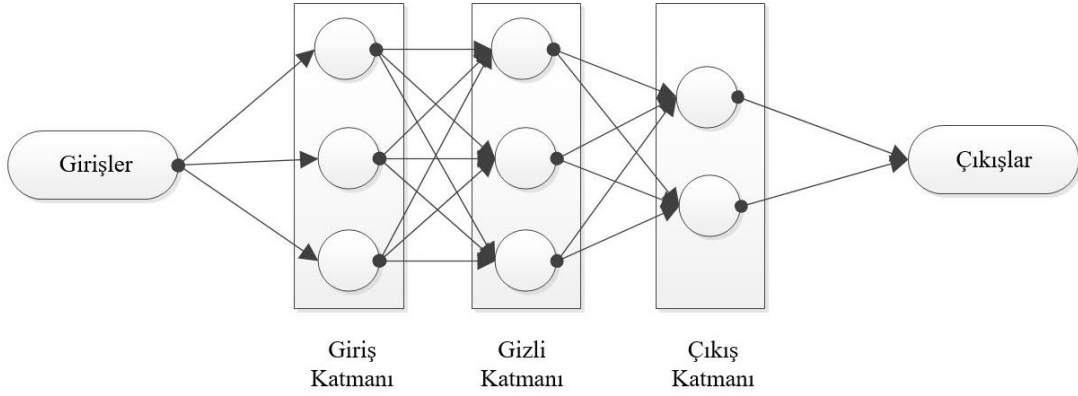
### 2.1. Birleşik Yapay Sinir Ağları

Seyahat süreleri genellikle otobüsün mevcut konumu ve hedef konum arasındaki güzergâh mesafesini kullanıp trafik koşulları ve yolcu alışkanlıklarına göre tahmin edilir (Jeong ve ark., 2004; Pan ve ark., 2012). YSA yöntemi seyahat süreleri tahminlerinde kullanılan yaygın bir yöntemdir (Dietterich ve ark., 2000).

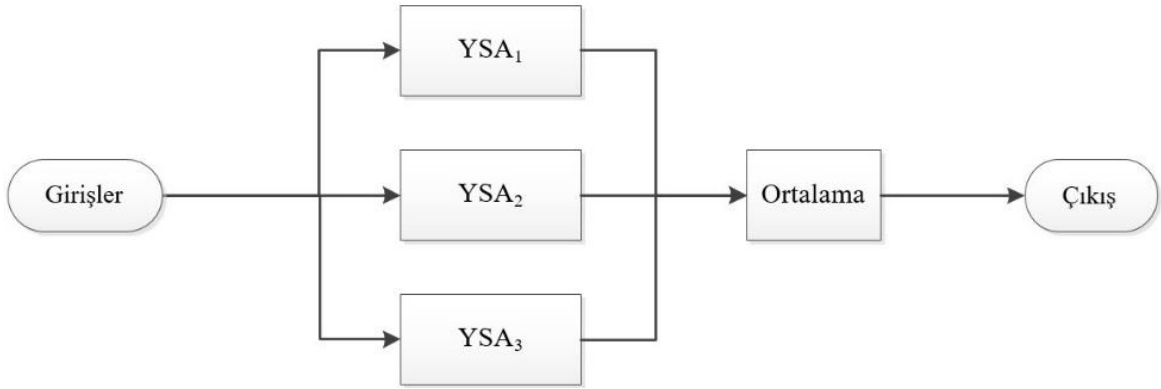
Yapay sinir ağları insan beyninin çalışma mekanizmasını taklit ederek beynin öğrenme, hatırlama ve genelleme yapma yolu ile yeni bilgiler türetebilme gibi temel işlevlerini gerçekleştirmek üzere geliştirilen mantıksal yazılımlardır (Dadaser-Celik ve ark., 2013). YSA biyolojik sinir ağlarını taklit eden sentetik yapılardır (Kesikoglu ve ark., 2019). Şekil 1'de yapay sinir ağlarının genel yapısı gösterilmiştir.

YSA'ya verilen girişler ağırlıklar ile çarpılarak toplanır ve aktivasyon fonksiyonlarından geçirilir. YSA'nın birden fazla ara katmanı olabilir. YSA modelleri, her biri büyük bir problemin bir parçası ile ilgilenen çok sayıda basit işlemci elemanlardan oluşmaları ve bağlantı ağırlıklarının ayarlanabilmesi gibi özelliklerinden dolayı önemli derecede esnek bir yapıya sahiptirler. Bu esnek yapı sayesinde ağırlık bir kısmının zarar görmesi modelde sadece performans düşüklüğü oluşabilmekte, problemin çözümünde büyük bir soruna yol açmamakta ve modelin işlevini tamamen yitirmesi söz konusu olmamaktadır. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri yüksektir.

Makine öğrenme yöntemlerinde birleşik (veya topluluk) çözümlerinin daha iyi tahminler ürettiği kanıtlanmıştır (Dietterich ve ark., 2000). Bu çalışmada birleşik YSA yaklaşımı kullanılmıştır. Birleşik çözümlerinin temel amacı, daha önceden farklı sınıflandırıcılar tarafından elde edilen değerlerin bir araya getirilmesi ile bir sonuç üretilmesidir. Birleşik YSA modeli, bir problemi çözmek için birçok sinir ağının birlikte kullanıldığı bir öğrenme paradigmasıdır. Birleşik YSA modelinin en büyük avantajı ise diğer yöntemlerin verilerini bir arada kullanabilmesinden dolayı daha iyi değerler elde edilebilmesidir ve bu özelliğinden dolayı bu çalışmada birleşik YSA yaklaşımı kullanılmıştır. Birleşik YSA modelini, aynı YSA modelinin farklı rastgele ağırlıklar ile birden çok (sayı eğitim veri kümesine göre değişmektedir) kopyası oluşturulmaktadır. Her bir YSA modeli standart YSA eğitim modeli ile eğitilmektedir. Sonuç olarak YSA modellerinin ürettiği sonuçların ortalaması alınarak sonuç elde edilmektedir. Bu çalışmada kullanılan birleşik YSA modeli Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 1 Yapay Sinir Ağı Modeli



Şekil 2 Birleşik YSA Modeli

## 2.2. Seyahat Sürelerinin Hesaplanması

### 2.2.1. Birleşik YSA Modeli

Bu çalışmanın amacı araç seyahat sürelerinin birleşik YSA modeli ile tahmin etmektedir. Birleşik YSA yönteminde sonuçları elde etmek için girdinin ve çıktının net olarak belirlenmesi gerekmektedir. Araç seyahat sürelerinde seyahat süresi trafik koşullarına ve yolcu alışkanlıklarına bağlı olarak değişebilmektedir. Bu alışkanlıklar ve koşullar modele girdi olarak ne kadar fazla yansıtılırsa sonuçta o kadar doğru olacaktır. Trafik yoğunluğunun yüksek (peak) olduğu zamanlar bulunmaktadır ve bu durum bütün sonuçları etkilemektedir. Otobüs hatları için her hattın yoğun olduğu saatler kullanıcı alışkanlıklarına göre değişebilmektedir. Bütün bu etmenler göz önüne alındığında birleşik YSA ve LR yaklaşımları için kullanılan parametreler Tablo 1'de gösterilmektedir.

Tablo 1. Seyahat süresi için kullanılan parametreler

Parametre Adı	Parametre Değeri
X <sub>1</sub>	Hat numarası
X <sub>2</sub>	Hat yönü
X <sub>3</sub>	Araç konum bilgilerinin alındığı haftanın günü (Pazartesi, Salı, ...)
X <sub>4</sub>	Araç konum bilgisinin alındığı tarih ile YSA'nın eğitim anındaki zaman farkı (gün sayısı)
X <sub>5</sub>	Araç ana durak hareket zamanı ile bulunduğu konumdaki zaman farkı (saat ve dakikanın toplam saniye cinsinden değeri)
X <sub>6</sub>	Araçın bulunduğu konumun hattın başlangıcına olan hat mesafesi (lineer referans sistemi mesafesi)
X <sub>7</sub>	Seyahat süresi tahmin edilecek durağın hattın başlangıcına mesafesi (lineer referans sistemi mesafesi)
Y <sub>1</sub>	Araçın durağa geliş süresi

Kullanılan verilerde gidiş ve dönüş hatları ayrı güzergâhı kullanan ve trafik koşulları ve yolcu alışkanlıkları farklı olan hatlardır. Bu yüzden hat numarasını gösteren X<sub>1</sub> ve hat yönünü gösteren X<sub>2</sub> parametreleri ayrı ayrı tanımlanmıştır ve bu parametreler sisteme giriş parametresi olarak verilmemektedir, sadece sistem tarafından oluşturulan sonuçların ayrı ayrı tutulması için tanımlanmıştır. X<sub>6</sub> ve X<sub>7</sub> parametreleri hat üzerindeki konumun hattın başlangıcına olan mesafeyi göstermektedir. Bu mesafe öklid mesafesi ya da en kısa yol mesafesi değildir. Hattın güzergâhı Oracle Standart sürüm veritabanında mekânsal (spatial) olarak tutulmaktadır. Bu mesafelerin hesaplanması için geometrik veriler LRS (Lineer Referans Sistemi) geometrisine çevrilerek hesaplanmıştır.

### 2.2.2. LR Modeli

Lineer regresyon bir veya daha fazla değişken arasındaki ilişkiyi modellemeye yönelik yaygın olarak kullanılan doğrusal bir yaklaşımdır. Araç seyahat süresi modelleme için kullanılan LR yaklaşımı aşağıdaki formül ile ifade edilir. Eşitlikteki x bağımsız değişkeni, y bağımlı değişkeni ve b ise bağımsız değişkenlerin katsayısını göstermektedir. b katsayı değerleri en küçük kareler yöntemi ile bulunur.

$$y = b_0 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6 + b_7x_7$$

### 2.2.3. Model Uygunluğu

Bu çalışmada önerilen modellerin uygunluğu RMSE değerlerine göre karşılaştırılmıştır. Hata karelerinin ortalamalarının karekökü (RMSE) model tarafından tahmin edilen değer ( $\hat{y}_i$ ) ile gerçekte ölçülen değer ( $y_i$ ) arasındaki farkı ifade eden ve önerilen yaklaşımın kalitesini gösteren bir parametredir. n kullanılan örnek sayısını göstermektedir. RMSE aşağıdaki formül ile hesaplanır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

## 3. Araştırma Sonuçları ve Tartışma

Bu çalışmada KBB'ye ait gerçek otobüs GPS verisi kullanılmıştır. KBB ulaşım otobüs araçlarında bulunan cihaz tarafından gönderilen veriler araç Id, aracın enlemi, aracın boylamı ve aracın o an için çalıştığı hat numarası bilgisini göndermektedir. KBB veri setinde otobüs seferlerinin gidiş ve dönüş hatları aynı hat numarasına sahiptir fakat hatların güzergâhları ve seyahat süreleri birbirinden farklıdır. Araçta bulunan cihaz tarafından gönderilen veriler aracın yön bilgisini içermemektedir. Bu yüzden Oracle spatial veritabanında mekânsal sorgular çalıştırılarak aracın gidiş veya dönüş yönüne ait olduğu bulunmaktadır. Bina yoğunluğunun fazla olduğu yerlerde GPS sinyalleri kayma gösterebilmektedir. Bu yüzden aracın göndermiş olduğu son 5 konum dikkate alınarak aracın yön bilgisi hesaplanmaktadır. Sorguların hızlı çalışması için Şekil 3'te görüldüğü gibi veriler Oracle veritabanında mekânsal veriler SDO\_GEOMETRY tipinde tutulmakta ve mekânsal indeks oluşturulmaktadır. Araç içerisinde bulunan cihazlar yaklaşık olarak 2 saniye zaman diliminde konum göndermektedir.

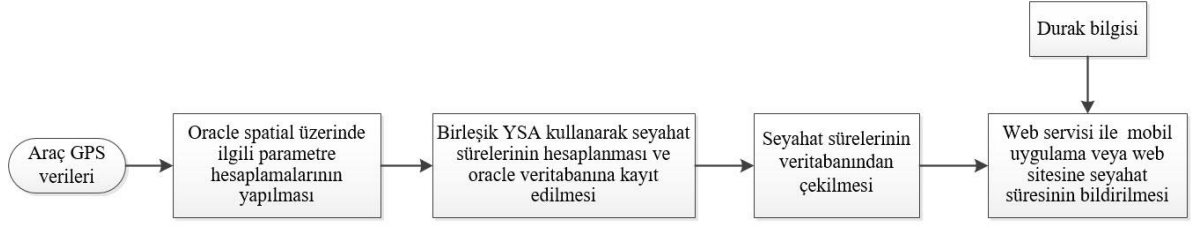
ARAC_ID	HAT_NUMARASI	ENLEM	BOYLAM	GEOM	TARİH	HAT_ID	ACIKLAMA	HAT1_MESAFE	HAT2_MESAFE
13	530	38.755205	35.379045	MDSYS.SDO_GEOMETRY					
1078	641	38.705445	35.52339	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1072	641	38.704973	35.514593	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1069	606	38.632038	35.189423	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1065	408	38.714575	35.489658	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1042	827	38.651147	35.784293	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1034	594	38.788293	35.599628	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1032	292	38.714287	35.489358	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1031	785	38.847452	35.66147	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1017	392	38.738285	35.554443	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1016	563	38.698622	35.565768	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1011	901	38.729798	35.518163	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
1001	608	38.777447	35.580662	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
997	589	38.762482	35.564465	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
984	3	38.73778	35.388505	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]					
948	144	38.723942	35.48106	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]	13/03/2020	202	Eski Hat_CBNO:202 Yeni Hat CBNO:202 Hata Sayisi :0	3030	13359
935	181	38.715392	35.495108	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]	13/03/2020	-1	Konum 10 metreden fazla değişmedi.	0	0
930	643	38.729585	35.483243	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]	13/03/2020	2074	Eski Hat_CBNO:2074 Yeni Hat CBNO:2074 Hata Sayisi :5	19454	2788
903	60	38.707643	35.441958	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]	13/03/2020	378	Eski Hat_CBNO:378 Yeni Hat CBNO:378 Hata Sayisi :0	8524	0
871	517	38.739662	35.389112	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]	13/03/2020	2081	Eski Hat_CBNO:2081 Yeni Hat CBNO:2081 Hata Sayisi :0	255	26502
848	770	38.949078	36.037913	[MDSYS.SDO_GEOMETRY]	13/03/2020	-1	Konum 10 metreden fazla değişmedi.	91026	0

Şekil 3 Oracle Veritabanı Araç Konumları

Şekil 4’de bir aracın GPS konum geçmişi gösterilmiştir. Kırmızı etiketler aracın konumunu, sarı çizgi otobüs hat güzergâhını, sarı çizgi üzerinde bulunan ok işaretleri güzergâhın yönünü ve mavi etiketler ise hattın o güzergâhta duracağı otobüs duraklarını göstermektedir. Önerilen çalışmada öncelikle gelen GPS verileri Oracle veritabanına aktarılmakta ve sonra veritabanı üzerinde Tablo 1’de gösterilen X parametrelerinin değerleri hesaplanmaktadır. Otobüs güzergâhı araçlardan gelen konumlara göre segmentlere bölünmektedir. Hatta bulunan aracın bulunduğu zaman diliminde o segmenti ne kadar sürede geçeceği birleşik YSA modeli kullanılarak eğitilmekte ve veritabanına kaydedilmektedir. Bu işlem ile her hangi bir aracın hattın segmentlerini ne kadar sürede geçeceği birleşik YSA modeli ile tahmin edilmiş ve veritabanı kaydedilmiş olmaktadır. Bundan sonraki işlem ise hesaplanan verilerden bir durağa otobüsün ne kadar süre sonra geleceğini göstermektir. Bu işlemde otobüsün hatta bulunduğu konum ile durağın bulunduğu konum arasındaki segmentler bulunarak aracın bu segmentleri ne kadar sürede geçeceği hesaplanır. Hesaplanan bu süre web servisi yolu ile mobil uygulama veya web sitesine servis edilir. Önerilen sistem mimarisi Şekil 5’de gösterilmiştir.



Şekil 4 Araç GPS konum bilgileri



Şekil 5 Sistem Mimarisi

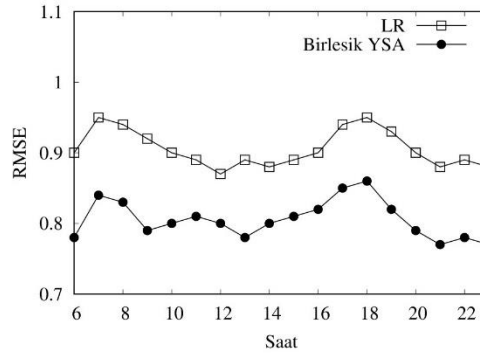
Önerilen sistemin doğrulunu göstermek için KBB'nin gerçek GPS verileri üzerinde deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiş, birleşik YSA ve LR sonuçları karşılaştırılmıştır. Birleşik YSA yaklaşımında kullanılan YSA modeli ileri beslemeli bir yapıdadır. Kullanılan YSA yapısı 10 nöron, 1 gizli katmanı ve 1 adet çıkış katmanından oluşmaktadır.

Bu çalışmada yapılan deneyler Intel Xenon Gold 5118 CPU 2.30 GHz (4 Çekirdek) 16 GB Ram 600 GB SSD disk özellikleri ve Windows Server 2012 işletim sistemine sahip sunucu üzerinde yapılmıştır.

### 3.1. Deneysel Sonuçlar

Otobüs seyahat süresi tahmini için kullanılan birleşik YSA ve LR modellerinin doğruluklarının karşılaştırılması için hata karelerinin ortalamalarının karekökü (RMSE - root mean square error) kullanılmıştır. Şekil 6'da birleşik YSA ve LR yaklaşımları hatların aktif olarak kullanıldığı 06-23 saat aralığı için seyahat süreleri tahminlerine göre RMSE değerleri gösterilmiştir. KBB'ye ait 800 adet farklı otobüs hattının GPS verileri kullanılmıştır. Bu verilerden her bir hat için o hatta ait verilerin %80 eğitim verisi %20'de test verisi olarak kullanılmıştır.

Şekil 6'da görüldüğü gibi birleşik YSA yaklaşımı LR yaklaşımından çok daha iyi sonuçlar üretmiştir. Sabah 6-8 ve akşam 17-19 saatleri arası işe gidiş-geliş saatleri olduğundan toplu taşıma araçları ve trafik durumları o saatlerde değişiklik göstermekte ve her iki yaklaşımın da RMSE değerleri o saatlerde pik değere ulaşmaktadır.



Şekil 6 Algoritmaların RMSE Değerleri

### 3.2. Seyahat Süresi Bildirim Uygulaması

Önerilen birleşik YSA yaklaşımı KBB'nin Akıllı Şehir Kayseri mobil uygulamasının ulaşım bölümünde entegre olarak çalışmaktadır. KBB'nin kurumsal mobil uygulaması Şekil 7(a)'de gösterilmiştir. Uygulama kapsamında KBB bütün otobüs duraklarına Şekil 7(b)'de görüldüğü gibi Kare Kod montajı yapmıştır.

KBB'nin mobil uygulamasında ulaşım menüsünde Şekil 7(c)'de görünen ekran açılmaktadır. Bu ekranda en yakın duraklar sekmesinin altında kullanıcının GPS konumu kullanılarak kendisine en yakın olan otobüs durakları otomatik olarak gelmektedir. Kullanıcı isterse en yakın duraklardan birini seçebilir, durak numarası kutusuna durak numarası yazabilir ya da durakta bulunan kare kodu okutarak duraktan geçecek otobüslerin listesini görebilir.



a) Giriş ekranı



b) Durak kare kodu



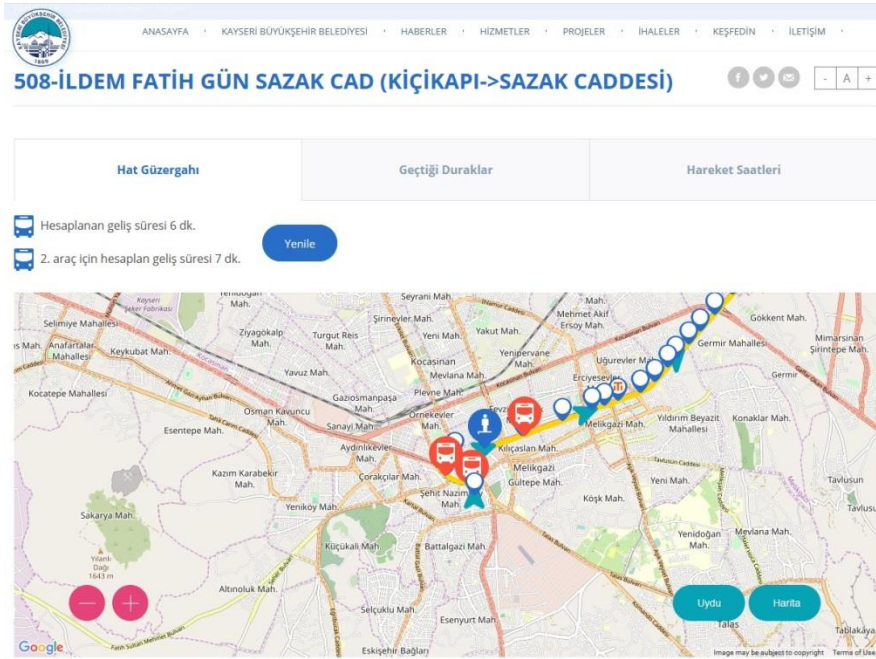
c) Ulaşım ekranı



d) Tahmin edilen seyahat süresi

Şekil 7 Mobil uygulama ekranları ile ilgili ekranlar

Hat seçildikten sonra açılan menü içerisinde hattın harita üzerinde yön bilgisi ile birlikte güzergâhı, hatta bulunan araçların konumları, kullanıcının konumu, hattın geçtiği duraklar ve hareket saati bilgileri gözükmetedir. Kullanıcılar mobil uygulamadan yapmış olduğu bütün işleri KBB'nin kurumsal web sitesinde başka hiçbir sayfaya yönlendirilmeden yapabilmektedir. Açılan bu detay sayfası Şekil 8'de gösterilmiştir.



Şekil 8 Web Sitesi Detay Ekranı

Birleşik YSA yaklaşımı sayesinde bir otobüsün bir noktadan bir noktaya ne kadar sürede geleceği çok doğru şekilde tahmin edilmektedir. Toplu taşıma araçlarını yoğun şekilde kullanan kullanıcılar durak bazlı hareket saatlerine ihtiyaç duymaktadır. YSA ile bütün duraklar için ana durak hareket saatleri baz alınarak durak bazlı hareket saatleri hesaplanmıştır. Fakat hesaplanan bu veriler anlık değildir ve ana duraktan otobüsün geç ya da erken hareket etme durumuna göre kullanıcılara mağduriyetler yaşatmaktadır. Bunun önüne geçmek için ise duraklarda otobüsün ne kadar erken ya da geç geldiğinin ortalanması alınmış ve bu değer yaklaşık bir değer olarak sunulmuştur. Bu sayede durak bazlı hareket saatini kullanan kullanıcılar henüz otobüs ana duraktan hareket etmeden bile otobüsün o durağa yaklaşık olarak hangi dakikada geldiğini göre bilmekte ve planlarını ona göre yapabilmektedir. Yapılan bu çalışma Şekil 9'da gösterilmiştir.

Durak Seçiniz

32 - SIVAS BUL.B.KAYSERİ FORM 4

"32 - SIVAS BUL.B.KAYSERİ FORM 4" Durağı Hareket Saatleri

Hafta içi	Cumartesi	Pazar
09:09 (±2dk.)	09:09 (±2dk.)	09:09 (±2dk.)
11:09 (±2dk.)	11:09 (±2dk.)	11:09 (±2dk.)
13:10 (±3dk.)	13:10 (±3dk.)	13:10 (±3dk.)
15:11 (±3dk.)	15:11 (±3dk.)	15:11 (±3dk.)
17:12 (±3dk.)	17:12 (±3dk.)	17:12 (±3dk.)
20:09 (±2dk.)	20:09 (±2dk.)	20:09 (±2dk.)

Şekil 9 Durak Bazlı Hareket Saat Bilgileri

## 4. Sonuç

Toplu taşıma araçlarını kullanan birçok yolcu, duraklarda beklemelerinden dolayı zaman kaybı yaşamaktadır. Gerçek zamanlı trafik koşullarının ve trafik olaylarının karmaşıklığı ve çeşitliliği nedeniyle otobüslerin, duraklara geliş zamanlarını tahmin etmek zor bir problemdir. Zaman kaybının en aza indirilmesi için toplu taşıma araçlarının duraklara geliş süresinin doğru şekilde hesaplanması ve yolculara bildirilmesi önem arz etmektedir. Bu çalışmada, toplu taşıma araçlarının duraklara varış zamanını doğru bir şekilde tahmin edebilmek için birleşik yapay sinir ağları (YSA) algoritması tabanlı bir sistem önerilmiştir. Çalışmada geliştirilen birleşik YSA algoritmasının sonuçları lineer regresyon yöntem sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Deney sonuçları önerilen birleşik YSA yaklaşımının lineer regresyon yaklaşımına göre daha doğru sonuçlar verdiğini göstermiştir.

## Kaynakça

- Amita, J., Jain, S. S., & Garg, P. K. (2016). Prediction of bus travel time using ANN: a case study in Delhi. *Transportation Research Procedia*, 17, 263-272.
- Dadaser-Celik, F., & Cengiz, E., (2013). A neural network model for simulation of water levels at the Sultan Marshes wetland in Turkey. *WETLANDS ECOLOGY AND MANAGEMENT*, vol.21, 297-306.
- Dietterich, T. G. (2000, June). Ensemble methods in machine learning. In *International workshop on multiple classifier systems* (pp. 1-15). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Gökrem, L., & Bozuklu, M. (2016). Nesnelerin interneti: Yapılan çalışmalar ve ülkemizdeki mevcut durum. *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, (13), 47-68.
- Gurmu, Z. K., & Fan, W. D. (2014). Artificial neural network travel time prediction model for buses using only GPS data. *Journal of Public Transportation*, 17(2), 3.
- Jeong, R., & Rilett, R. (2004, October). Bus arrival time prediction using artificial neural network model. In *Proceedings. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat. No. 04TH8749)* (pp. 988-993).
- Jiang, R., Qu, M., & Chung, E. (2014). Traffic incident clearance time and arrival time prediction based on hazard models. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- Kayseri Büyükşehir Belediyesi. (2020, March 10). Retrieved from <https://www.kayseri.bel.tr>.
- Kee, C. Y., Wong, L. P., Khader, A. T., & Hassan, F. H. (2017, September). Multi-label classification of estimated time of arrival with ensemble neural networks in bus transportation network. In *2017 2nd IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE)* (pp. 150-154).
- Kesikoglu, M. H., ATASEVER, Ü. H., Dadaser-Celik, F., & ÖZKAN, C., (2019). Performance of ANN, SVM and MLH techniques for land use/cover change detection at Sultan Marshes wetland, Turkey. *WATER SCIENCE AND TECHNOLOGY*, vol.80, 466-477.
- Li, F., Yu, Y., Lin, H., & Min, W. (2011, July). Public bus arrival time prediction based on traffic information management system. In *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Service Operations, Logistics and Informatics* (pp. 336-341).
- Liu, J., & Xiao, G. (2019, May). Efficient Bus Arrival Time Prediction Based on Spark Streaming Platform. In *2019 IEEE 23rd International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)* (pp. 416-421).
- Pan, J., Dai, X., Xu, X., & Li, Y. (2012, October). A self-learning algorithm for predicting bus arrival time based on historical data model. In *2012 IEEE 2nd International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems* (Vol. 3, pp. 1112-1116).
- Prasad, K. S. N., & Ramakrishna, S. (2014). An efficient traffic forecasting system based on spatial data and decision trees. *Int. Arab J. Inf. Technol.*, 11(2), 186-194.
- Tufan, H. (2014). Akıllı Ulaşım Sistemleri Uygulamaları ve Türkiye için bir AUS Mimarisi Önerisi. *Ulaştırma ve Haberleşme Uzmanlığı Tezi, TC Ulaştırma Denizcilik ve Haberleşme Bakanlığı*.
- Yaghini, M., Khoshraftar, M. M., & Seyedabadi, M. (2013). Railway passenger train delay prediction via neural network model. *Journal of advanced transportation*, 47(3), 355-368.
- Yu, H., Xiao, R., Du, Y., & He, Z. (2013, December). A bus-arrival time prediction model based on historical traffic patterns. In *2013 International Conference on Computer Sciences and Applications* (pp. 345-349).