



Research Article / Araştırma Makalesi

**MODELING THE QUANTITY OF MUNICIPAL SOLID WASTE IN ISTANBUL
BY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND STATISTICAL TECHNIQUES**

**Sami GÖREN*¹, İsmail ANIL¹, Fatih CAMCI², Ayşe B. ŞENGÜL¹, Hatice N.
ARAS MEHAN¹**

¹Fatih Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Çevre Mühendisliği Bölümü, Büyükçekmece-İSTANBUL

²Melikşah Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Talas-KAYSERİ

Received/Geliş: 31.08.2009 Revised/Düzelme: 22.06.2010 Accepted/Kabul: 01.11.2010

ABSTRACT

In this study, the quantity of municipal solid waste (MSW) generated in Istanbul between 1996 and 2008 was modeled. Statistical models such as linear regression, nonlinear regression, and time series and radial basis network, one of artificial intelligence techniques, were used. In the training period, average error percentages of four different models were at least 6.03% and at most 8.73%. After the training period, these four models were used to predict quantities of MSW in Istanbul which will be generated between 2009 and 2020. The model named random walk with drift (with 6.03% average error) was proposed as the best appropriate model predicting quantities of MSW in Istanbul. By increasing the number of model inputs, developing such a dynamic model predicting quantities of MSW in Istanbul and dissemination of this developed model at national scale are in the future goals of this study.

Keywords: Municipal solid waste, solid waste modeling, linear regression, time series, artificial intelligence.

**İSTANBUL'DAKİ KENTSEL KATI ATIK MİKTARININ YAPAY ZEKA VE İSTATİSTİKSEL
TEKNİKLER KULLANILARAK MODELLENMESİ**

ÖZET

Bu çalışmada, İstanbul'un 1996 – 2008 yılları arasındaki kentsel katı atık miktarı yapay zekâ ve istatistiksel teknikler kullanılarak modellenmiştir. İstatistiksel modellerden doğrusal regresyon, doğrusal olmayan regresyon ve zaman serisi modelleri kullanılırken yapay zekâ modellerinden radyal bazlı ağ modeli kullanılmıştır. Oluşturulan dört farklı model, öğrenme aşamasında en az %6,03'lük en fazla %8,73'lük ortalama hata yüzdesi ile çalışmıştır. Öğrenme aşaması sonrasında ise yine bu dört model kullanılarak İstanbul'da 2009 – 2020 yılları arasında oluşacak kentsel katı atık miktarları tahmin edilmiştir. % 6,03'lük değerle ortalama hata yüzdesi en düşük olan sürüklenmeli rastgele yürüyüş modeli, İstanbul'un KKA miktarını tahmin edebilen en uygun model olarak tavsiye edilmiştir. Model girdisi sayısının artırılarak İstanbul'un KKA miktarını dinamik olarak tahmin edebilen bir modelin geliştirilmesi ve daha sonrada bu modelin ulusal çapta yaygınlaştırılması bu çalışmanın ileriki hedefleri arasında yer almaktadır.

Anahtar Sözcükler: Kentsel katı atık, katı atık modellemesi, lineer regresyon, zaman serisi, yapay zekâ.

*Corresponding Author/Sorumlu Yazar: e-mail/e-ileti: goren@fatih.edu.tr, tel: (212) 866 33 00 / 5551

1. GİRİŞ

Kentsel katı atık (KKA) yönetimi katı atıkların çevreye zararsız ve ekonomik olarak daha uygun yolla ve de sistematik şekilde bertarafını sağlayan bir kamu hizmetidir. Atık yönetim sistemlerinin planlanması, işletilmesi ve optimizasyonu üretilen katı atık (KA) miktarı ve kompozisyonu gibi temel bilgilere dayanmaktadır [1]. Yerel ve/veya ulusal atık yönetim stratejilerinin doğru olarak planlanması da üretilen KA miktarını güvenilir şekilde tahmin edebilen araçları gerektirmektedir [2]. Bu yüzden, ileride üretilecek KA miktarının yüksek doğrulukla tahmini KKA yöneticilerinin karar verme ve planlama süreçlerinde anahtar elementler arasında yer almaktadır [3]. Demografik ve sosyoekonomik faktörler kullanılarak KKA üretim oranlarını tahmin etmek için uygun bir metod bulunması konusu literatürde sıklıkla ele alınmıştır [4].

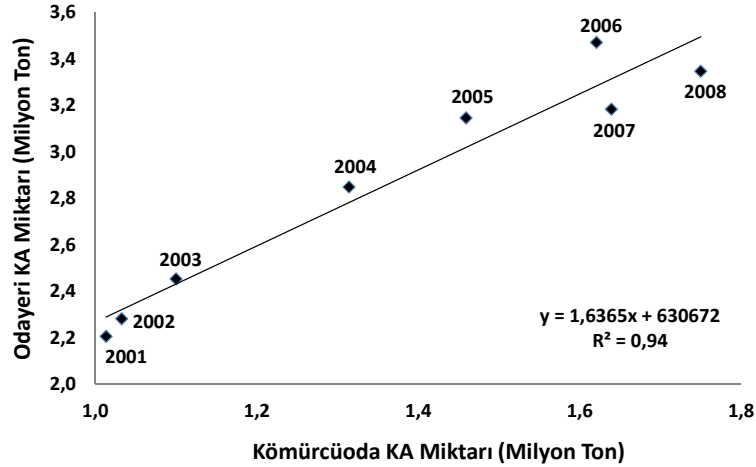
Bu çalışmanın temel amacı ileriye yönelik KKA miktarını güvenilir şekilde tahmin edebilecek bir model oluşturmaktır. Modelin oluşturulmasında temelde iki farklı teknik kullanılmıştır: Yapay zekâ ve istatistiksel modelleme. Oluşturulan modellerden performansı en iyi olan model, İstanbul'daki KKA miktarının ileriye yönelik tahmini için tavsiye edilmiştir.

2. VERİ VE YÖNTEM

Bu bölümde, çalışmada kullanılan KKA verilerinin ve nüfus verilerinin elde edilmesinden ayrıca bu verilerden türetilen ikincil verilerden kısaca bahsedilmiştir.

2.1. İstanbul'un KKA Verisi

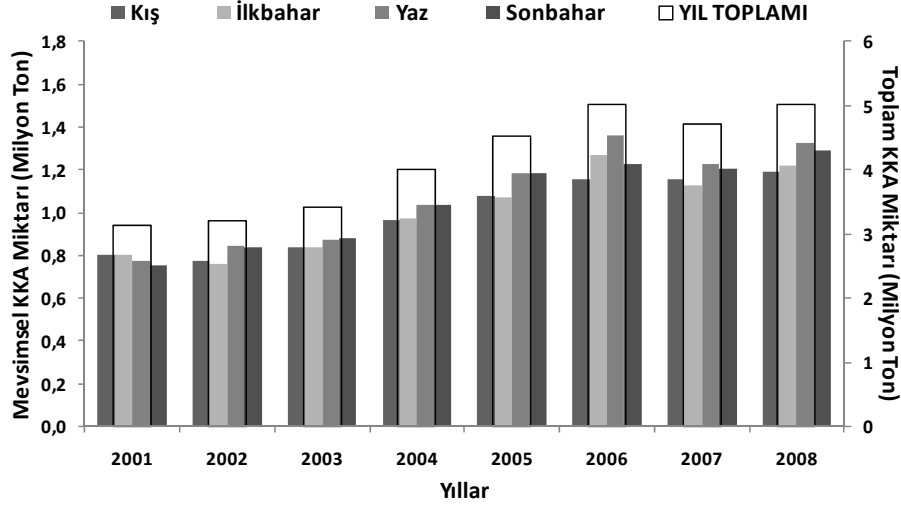
1996-2008 yılları arasındaki İstanbul geneline ait toplam KKA miktarları İstaç A.Ş. Genel Müdürlüğü'nden temin edilmiştir. Bilindiği gibi İstanbul'da iki adet düzenli depolama alanı mevcuttur. Bunlar Odayeri ve Kömürcüoda düzenli depolama alanlarıdır [5]. Temin edilen veride, Odayeri ve Kömürcüoda alanlarında toplanan KKA miktarı ayrı ayrı olarak belirtilmiştir. İleriki kısımlarda kullanılacak model hesaplamalarında bu iki alandaki KKA miktarlarının toplam değeri İstanbul genelini temsil edecek şekilde kullanılmıştır. İlk etapta Odayeri ve Kömürcüoda alanlarının KKA miktarı karakteristiklerinin farklı olduğu düşünülebilir. Bu yüzden her iki düzenli depolama alanında 2001-2008 yılları arasında toplanan KKA miktarları Şekil 1'de karşılaştırılmıştır.



Şekil 1. Odayeri ve Kömürcüoda depo alanlarındaki KA miktarlarının yıllara göre değişimi

2001-2008 yılları arasında Odayeri alanında toplanan KKA miktarı Kömürcüoda alanında toplanan KKA miktarının yaklaşık olarak iki katıdır. Fakat, bu iki alanda 2001-2008 yılları arasında toplanan KKA miktarları trendlerinin %95 güven aralığında %94 benzer olduğu görülmektedir. Yani bu iki alanın KKA miktarı karakteristiklerinin zamana bağlı olarak birbirinden istatistiksel olarak farklı olmadığı sonucuna varılabilir. Bu sebeple, iki alanın KKA miktarlarının toplamı İstanbul'un genelini temsil edebilecek niteliktedir.

İstanbul'da toplanan KKA miktarının mevsimsel değişimlerine de bu kısımda yüzeysel olarak değinilmiştir. Bu amaçla, İstanbul'da 2001-2008 yılları arasında toplanan KKA miktarının mevsimlere bağlı olarak gösterdiği değişimler Şekil 2'de gösterilmiştir. Buna göre, İstanbul'da oluşan KKA miktarı mevsimlere göre ciddi farklılıklar göstermektedir. İstanbul'daki KKA miktarının mevsimsel olarak büyükten küçüğe doğru sıralanışı; Yaz (1.077.965 ton), Sonbahar (1.049.986 ton), İlkbahar (1.007.051 ton) ve Kış (994.655 ton) şeklindedir.



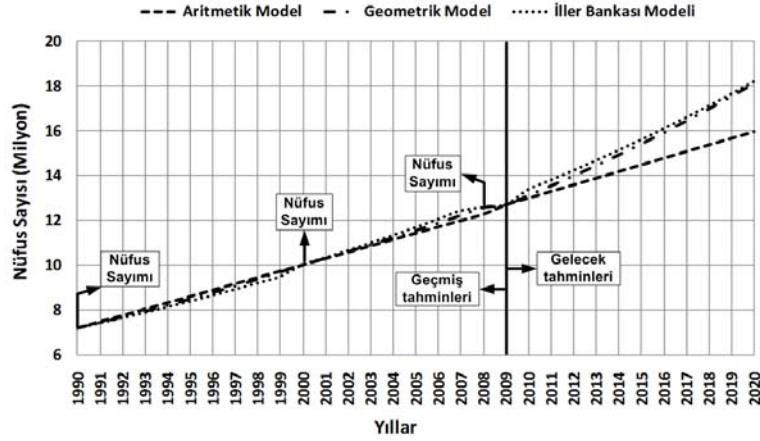
Şekil 2. İstanbul'daki KKA miktarının mevsimsel değişimi

2.2. Nüfus Verisi ve Tahminler

Çalışma kapsamında kullanılacak olan İstanbul'a ait nüfus verileri Türk İstatistik Kurumundan (TÜİK) temin edilmiştir. İstanbul'un 2009 ve 2020 yılları arasındaki KKA miktarını tahmin edebilmek için bu yıllar arasındaki İstanbul nüfusu üç yöntem kullanılarak tahmin edilmiştir. Bu tahmin yöntemleri: Aritmetik yöntem, Geometrik yöntem ve İller Bankası yöntemleridir. Bu nüfus tahmin yöntemleri çoğu okuyucu tarafından iyi bilindiğinden, nüfus tahmin yöntemlerinin detaylarına çalışmada yer verilmemiştir.

Avrupa Birliği (AB) ülkelerinde uygulanmakta olan atık yönetmelikleri, mevcut atık miktarı verisine ve ileriki yıllarda oluşacak olan atık miktarı tahmin verisine ihtiyaç duymaktadır. Bu yüzden, AB ülkelerindeki kamu otoriteleri 10 yıllık dönemde oluşacak atık verisini ilgili mercilere garanti etmek zorundadırlar [6]. İstanbul'un KKA miktarı için 11 yıllık tahmin süresinin seçilmesinin temel nedeni de AB'deki bu durumla örtüşmektedir. Yani, AB ülkeleri genelinde atık verileri resmi olarak 10 yıl ilerisi için tahmin edilmektedir.

Aritmetik yöntem, geometrik yöntem ve iller bankası yöntemleri kullanılarak İstanbul'un 2009-2020 yılları arasındaki tahmin edilen nüfus sayıları Şekil 3'te yer almaktadır. Ayrıca bu şekilde, kullanılan üç yöntemin tahmin karşılaştırılmaları da görülebilmektedir.



Şekil 3. İstanbul'un 2009-2020 yılları arasındaki tahmini nüfus değerleri

Şekil 3'e bakıldığında nüfus tahmini için kullanılan üç yöntemin de 2009 yılına kadarki süre için hemen hemen aynı eğilimde olduğu görülmektedir. Fakat 2009 yılından sonra sadece geometrik yöntem ve iller bankası yönteminin aynı eğilimle artmaya devam ettikleri göze çarpmaktadır. Bu iki yöntemin 2009 yılı ve sonrası için tahmin ettiği değerler de birbirine çok yakındır. Nüfus tahmininde kullanılan aritmetik yöntemin tahmin değerleri ise diğer iki modelin tahmin değerlerinden daha aşağıdadır. Güvende olmak için, bu üç yöntemin tahmin sonuçlarından geometrik yöntemin veya iller bankası yönteminin tahmin sonuçlarını almanın daha uygun olacağı düşünülmüştür. Sonuç olarak, İstanbul'un 2009-2020 yılları arasındaki KKA miktarının tahmininde iller bankası yönteminin nüfus tahmini sonuçları kullanılmıştır.

3. MODELLEME VE KULLANILAN TEKNİKLER

3.1. İstatistiksel Modelleme Teknikleri

Bu bölümde, istatistiksel modelleme tekniklerinden olan doğrusal regresyon modeli, doğrusal olmayan regresyon modeli ve zaman serisi modelinden bahsedilmiştir. Bu modeller hakkında kısa teorik bilgiler verildikten sonra modellerin uygulamalarına geçilmiştir.

3.1.1. Doğrusal regresyon modeli

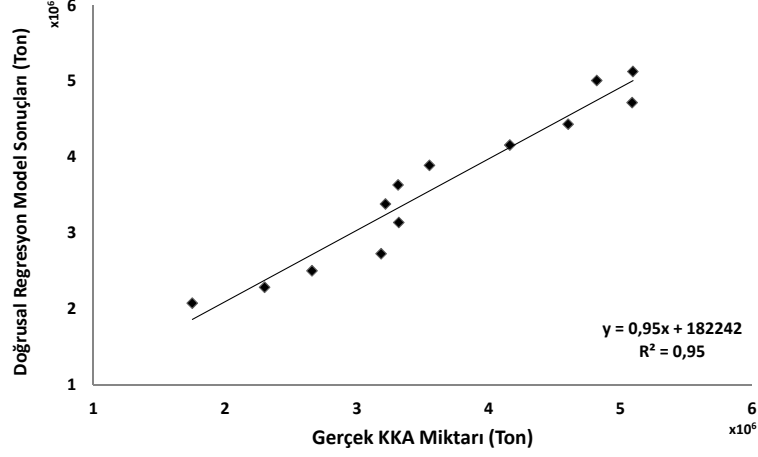
Doğrusal regresyon, iki ya da daha çok parametre arasında doğrusal bir ilişki olup olmadığının bulunması ve bu doğrusal ilişkinin bir denklemlerle nasıl ifade edildiğinin gösterilmesidir. Doğrusal regresyonda, bir bağımlı parametre ile en az bir de bağımsız parametre olmalıdır. Buradaki mantık, eşitliğin solunda yer alan parametrenin sağında yer alan parametre(ler)den matematiksel olarak etkilenmesidir. Basit doğrusal regresyonun genel ifadesi Denklem 1'de gösterilmiştir.

$$E(Y|x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (1)$$

Denklem 1'de $E(Y|x)$ ifadesi x 'e bağlı olarak değişen y değerlerinin fonksiyonunu, β_0 ifadesi eksenin kesildiği noktayı, β_1 ifadesi de eğimi temsil etmektedir. Regresyon sabitleri olarak da ifade edilen β_0 ve β_1 değerleri, var olan x ve y değerlerinin doğrusal regresyon istatistiği sonucunda ortaya çıkmaktadır [7].

1996-2008 yıllarına ait KKA miktarları ve nüfus değerleri kullanılarak doğrusal regresyon modeli oluşturulmuştur. Bu modelde KKA miktarları bağımlı parametre nüfus değerleri

ise bağımsız parametre olarak seçilmiştir. R^2 değeri 0,95 olan Model denklemi: KKA miktarı = $-4.653.813 + 0,777 \cdot \text{Nüfus}$ şeklinde oluşmuştur. Modelin öğrenme performansı Şekil 4'te gösterilmiştir. Şekil 4'te görüldüğü üzere, doğrusal regresyon modelinin öğrenme performansı %95 güven aralığında %95'tir. Bu durum bize modelin iyi bir performansla öğrenme işlemini gerçekleştirdiğini göstermektedir.



Şekil 4. Doğrusal regresyon modelinin öğrenme performansı

3.1.2. Doğrusal olmayan regresyon modeli

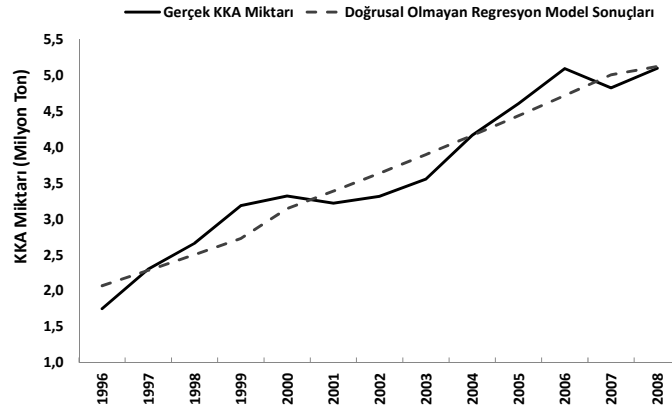
Doğrusal regresyon modelleri birçok mühendislik ve fen problemlerine zengin ve esnek çözümler sunabilmektedir. Fakat doğrusal regresyon modellerinin her durumda kullanımı uygun olmayabilir. Bağımlı parametre ve bağımsız parametrelerin doğrusal bir fonksiyonla açıklanamadığı durumlarda doğrusal olmayan regresyon modelleri tercih edilmektedir. Doğrusal olmayan regresyon modelleri, doğrusal regresyon modelinde kullanılan kareler toplamının artıklarını iterasyon işleminden geçirerek minimize ederler [8].

Doğrusal regresyon modelinde olduğu gibi bu modelde de bağımlı parametre olarak KKA miktarı seçilirken bağımsız parametre olarak nüfus sayısı seçilmiştir. İterasyon sayısı 500 olan doğrusal olmayan regresyon modellerinin detayları Çizelge 1'de verilmiştir.

1996-2008 yıllarına ait KKA miktarları ve nüfus değerleri için oluşturulan doğrusal olmayan modellerden Çizelge 1'de birinci sırada bulunan model seçilmiştir. Bu modelin seçilmesinin sebebi modelin R^2 değerinin yüksek olmasının yanında modelin sadeliğidir. Modelin öğrenme performansı Şekil 5'te gösterilmiştir. Şekil 5'e bakıldığında model değerlerinin gerçek değerlerle tam olarak örtüşmediği gözükmektedir. Fakat model değerleri ile gerçek değerler arasında %94'lük bir uyum olduğu düşünülürse, modelin öğrenme performansının tatmin edici seviyede olduğu sonucuna varılabilir.

Çizelge 1. Doğrusal olmayan regresyon modellerinin detayları

Model	R ²
$pr1+pr2*X1^1+pr3*X1^2$	0,940
$pr1*X1/(pr2+X1)$	0,940
$pr1*Exp(pr2*X1)$	0,928
$pr1*Exp(pr2*X1)+pr3$	0,938
$pr1*(1-Exp(-pr2*X1))$	0,940
$1/(1+Exp(-pr1-pr2*X1))$	0,000
$pr3/(1+Exp(-pr1-pr2*X1))$	0,938
$pr1+(pr4-pr1)/(1+Exp(pr2*(Ln(X1)-pr3)))$	0,938
$pr1+(pr4-pr1)/(1+(X1/pr3)^pr2)$	0,938
$Exp(pr1+x1*pr2)/(X1+1)^pr3+Exp(pr4+X1*pr5)/(X1+1)^pr6$	0,939
$pr1*Ln(X1)+pr2$	0,939
$pr1*Log10(X1)+pr2$	0,939
$pr1+pr2*Cos(2*Pi*pr3*X1)+pr4*Sin(2*Pi*pr3*X1)$	0,354
$pr1+pr2*cos(2*pi()*pr3*X1)$	0,050
pr1: -4969586	
pr2: 0,838	
pr3: -2,83E-09	
X1: Nüfus sayısı	



Şekil 5. Doğrusal olmayan regresyon modelinin öğrenme performansı

3.1.3. Zaman serisi modeli

Zaman serileri, aynı zaman aralığına ait sıralı numerik verilerden oluşmaktadır. Bu çalışmada kullanılan yöntem, belirlenen zaman serisi için birçok model deneyerek belirlenen kıstasa göre en uygun modeli seçmektedir. Bu yöntemde belirlenebilecek kıstaslar; Akaike bilgi kıstası (AIC), Hannan-Quinn kıstası (HQC) ve Schwarz-Bayesian kıstasıdır (SBC). Belirlenen kıstas, gerçek değerler ile modellerin tahmin ettiği değerlerin arasındaki hata kareleri ortalamalarını sınyarak en küçük hata kareleri ortalamalarını veren modeli seçer. Yöntemin son basamağında ise kullanıcı tarafından belirlenen dönem için tahmin edilmesi gereken değerleri, seçilen en iyi modele tahmin ettirir [9]. 1996-2008 yıllarına ait KKA miktarları için AIC kıstası seçilerek zaman serisi modelleri oluşturulmuştur. Oluşturulan modeller ve detayları Çizelge 2’de gösterilmiştir.

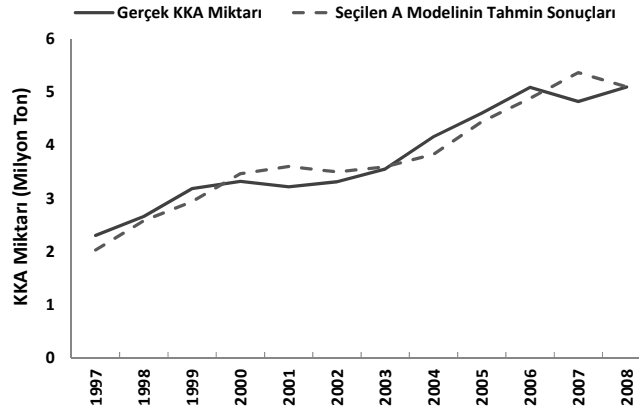
Çizelge 2. Zaman serisi modellerinin detayları

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE	AIC	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(A)	261410	216711	6,03	0	0,32	24,9	OK	OK	OK	OK	OK
(B)	1,03E+06	872050	27,99	0	-9,98	27,7	*	**	OK	**	OK
(C)	245905	201844	6,06	1,07E-10	-0,64	25,0	*	OK	*	OK	OK
(D)	255633	199475	5,97	2,51E-10	-0,56	25,2	*	OK	**	OK	OK
(E)	298778	245985	7,31	5605	-0,42	25,4	**	OK	OK	OK	OK
(F)	573763	493493	13,53	50093	-1,03	26,7	OK	*	*	*	OK
(H)	367169	314241	8,88	257320	7,54	25,6	OK	OK	OK	OK	OK
(I)	380296	305654	9,89	68393	3,83	25,7	OK	OK	OK	OK	OK
(J)	259328	223780	6,61	31507	0,63	25,1	*	OK	*	OK	OK
(K)	456209	402308	12,84	11189	2,31	26,1	OK	OK	OK	OK	OK
(M)	261047	207328	5,39	-25132	-0,71	25,1	OK	OK	OK	OK	OK
(N)	273034	216711	6,03	0	0,32	25,2	OK	OK	OK	OK	OK
(O)	253448	191353	4,95	25950	0,65	25,2	OK	OK	OK	OK	OK
(P)	203220	118194	2,98	16869	0,41	25,2	OK	OK	OK	OK	OK
(Q)	219550	140173	3,57	31009	0,77	25,2	OK	OK	OK	OK	OK

Çizelge 2’de yer alan modeller sırasıyla; (A) Sürüklenmeli rastgele yürüyüş modeli = 278742, (B) Sabit ortalamalı = 3,62E6, (C) Doğrusal eğilimli = 1,74E6 + 267407t, (D) İkinci dereceden eğilimli = 1,68E6 + 293212t + -1843t², (E) Üstel eğilimli = exp(14,5 + 0,078t), (F) S-Eğrisi eğilimi = exp(15,3 + -1,10/t), (H) Basit üstel düzeltme (alfalı) = 0,9999, (I) Brown’un doğrusal üstel düzeltmesi (alfalı) = 0,8848, (J) Holt’un doğrusal üstel düzeltmesi (alfalı) = 0,0775 ve betalı = 0,014, (K) Brown’un ikinci dereceden üstel düzeltmesi (alfalı) = 0,655, (M) Özbağlanımlı birleştirilmiş hareketli ortalama modeli (ARIMA) (0,2,1), (N) ARIMA(0,1,0) sabitli, (O) ARIMA(0,2,1) sabitli, (P) ARIMA(2,1,2) sabitli ve (Q) ARIMA(2,1,1) sabitli modelleridir.

Çizelge 2’deki kısaltmalar ise; RMSE = Hata kareleri ortalaması, RUNS = Aşırı sapmalar için test, RUNM = Ortancadan aşırı sapmalar için test, AUTO = Aşırı oto ilişim için Box-Pierce testi, MEAN = 1. yarıdan 2. yarıya ortalamadaki değişimin testi, VAR = 1. yarıdan 2. yarıya varyanstaki değişimin testi, OK = önemsiz (p >= 0,05), * = kısmen önemli (0,01 < p <= 0,05), ** = önemli (0,001 < p <= 0,01) ve *** = çok önemli (p <= 0,001).

En küçük AIC değerini veren model olan “sürüklenmeli rastgele yürüyüş modeli” zaman serisi tahminlerinin üretilmesi için seçilmiştir. Seçilen bu model, Çizelge 2’de sağ sütunda yer alan beş testi de başarıyla geçmiştir. Seçilen modelin öğrenme performansı Şekil 6’da gösterilmiştir. Modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değerler arasındaki değişime bakıldığında, seçilen bu model gerçek KKA değerlerini bir önceki kısımlarda oluşturulan regresyon modellerine göre daha iyi temsil etmektedir.



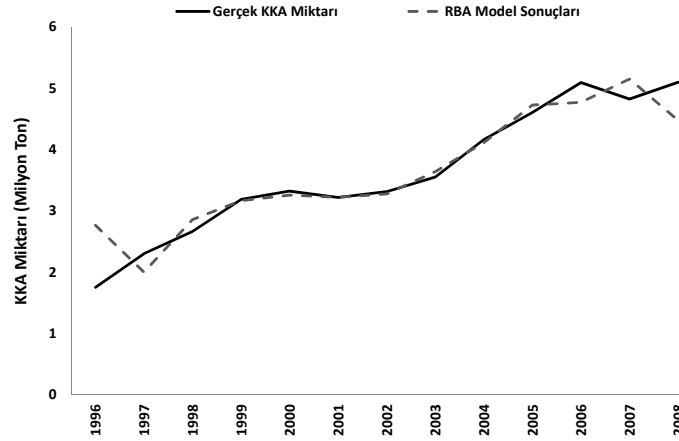
Şekil 6. Sürüklenmeli rastgele yürüyüş modelinin öğrenme performansı

3.2. Yapay Zekâ Modeli: Radyal Bazlı Ağlar

Nüfus ve katı atık parametreleri arasındaki ilişkinin tespit edilmesi bir fonksiyon yaklaşım problemidir. Bu ilişki modellenilebilirse nüfus tahmin verisi bulunan yıllar için katı atık tahmini yapılabilecektir. Radyal Bazlı Ağlar (Radial Basis Networks) literatürde fonksiyon yaklaşım problemleri için kullanılan önemli modellerden birisidir. RBA modelleri girdi parametre uzayında merkez noktaları ve genişlikleri olan tepecikler şeklinde düşünülmektedir. Model bu tepeciklerin sayısı, merkez ve genişlikleri parametrelerini kullanmaktadır. Tepecik sayısı ve genişlik değeri girdi olarak alınmakta ve merkez noktaları öğrenme aşamasında model tarafından öğrenilmektedir. RBA hakkında detaylı bilgi için [10] incelenebilir.

Belirtilen problemde veri sayımız oldukça sınırlı olduğundan çapraz-doğrulama (cross validation) yöntemi kullanılarak parametrelerin en iyileştirilmeleri sağlanmıştır. Çapraz doğrulama işleminde mevcut olan 13 adet veriden birisi model dışında çıkarılarak 12 adet veri ile öğrenme gerçekleştirilir. Modelden çıkarılan parametre de eğitilmiş modele girdi olarak sunulur ve tahmini yapılmıştır. Elde edilen sonuç gerçek değer ile karşılaştırılarak hata hesaplanmıştır. Bu işlem her 13 veriden birinin dışarda bırakılmasıyla denenen her tepe genişliği için 13 defa gerçekleştirilmiştir. Elde edilen ortalama hata ile genişlik parametresi optimize edilmiştir. RBA modelinin öğrenme performansı Şekil 7’de gösterilmiştir. İlk iki ve son iki yıl için olan tahminlerin dışında model sonuçları ile gerçek değerler neredeyse bire bir örtüşmektedir. İlk iki ve son iki değerler alınmazsa, RBA modeli öğrenme işlemini diğer üç istatistikî modelden daha başarılı bir şekilde gerçekleştirmiştir.

Geliştirilmiş olan bu model, elimizde katı atık bilgisi olmayan 2009-2020 yılları için yapılan nüfus tahminlerini kullanarak katı atık miktarını tahmin etmiştir. Öğrenme sırasında girdi parametreleri normalize edildiğinden, test verileri de normalize edilmektedir. Test verisine elimizde katı atık bilgisi bulunan bir yıl da eklenir. Sınır ağları ile elde edilen katı atık değerlerine, gerçek katı atık değeri elimizde bulunan yılın gerçek katı atık değeriyle tespit edilen değeri arasındaki fark eklenir. Bulan sonuçlar bir sonraki kısımda gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlar önceki bölümlerdeki modellerden farklı olarak lineer olmayan bir özellik göstermektedir.



Şekil 7. RBA modelinin öğrenme performansı

3.3. Modellerin Tahmin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Öncelikle çalışmada kullanılan dört modelin öğrenme aşamasındaki hata yüzdeleri karşılaştırılmıştır. Bu amaçla gerçek KKA değerleri ve modellerin öğrenme değerleri kullanılarak

her bir modelin hata yüzdesi hesaplanmıştır. Modellerin ortalama hata yüzdesinin hesaplanmasında negatif değerler kullanılmayıp bu negatif değerler pozitif değerlere çevrilmiştir. Bu işlemin amacı ortalama net hata yüzdesinin hesaplanmasıdır. 1996-2008 yıllarına ait gerçek KKA değerleri, modellerin öğrenme değerleri, öğrenmedeki kısmi hata yüzdesi ve ortalama hata yüzdesi Çizelge 3'te gösterilmiştir.

Çizelge 3 incelendiğinde ortalama hata yüzdesinin en düşük olduğu model %6,03'lük ortalama hata değeri ile sürüklenmeli rastgele yürüyüş modeli (SRYM) modelidir. Radyal bazlı ağ (RBA) modelinin ilk iki ve son iki yıldaki değerleri çıkartıldığında modelin ortalama hata yüzdesi %8,73 ten %2,62'ye düşmektedir. Fakat bu çıkartım işleminin yapılması modelin yapısını değiştirdiğinden model sonuçlarını da etkileyecektir.

2009-2020 yılları için oluşturulan dört modelin tahmin değerleri Şekil 8'de gösterilmiştir. Buna göre 2020 yılı sonundaki tahmini KKA değerleri regresyon modellerinde birbirine yakın olup SRYM ve RBA modelleri tahmin değerlerinden yüksektir. SRYM ve RBA modellerinin 2020 yılındaki tahmin değerleri de birbirlerine çok yakındır.

Çizelge 3. Modellerin öğrenme değerleri ve öğrenmedeki hata yüzdesi

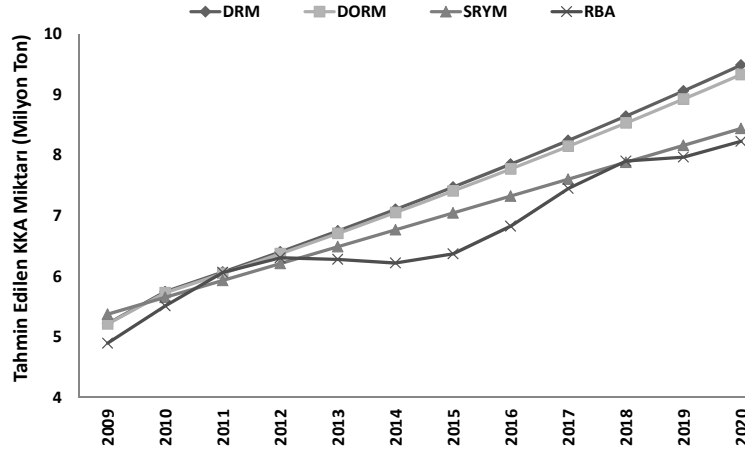
Yıllar	Gerçek KKA Miktarı (Ton)	DRM	DRM Hata %	DORM	DORM Hata %	SRYM	SRYM Hata %	RBA	RBA Hata %
1996	1751065	2076457	18,58	2070042	18,22			2763325	57,81
1997	2300930	2286617	0,62	2283023	0,78	2029810	11,78	1999342	13,11
1998	2661410	2503340	5,94	2502222	5,98	2579670	3,07	2855472	7,29
1999	3185393	2726830	14,40	2727804	14,37	2940150	7,70	3165975	0,61
2000	3319889	3138107	5,48	3141707	5,37	3464140	4,35	3255363	1,94
2001	3218407	3381419	5,06	3385826	5,20	3598630	11,81	3219449	0,03
2002	3313768	3632328	9,61	3636985	9,75	3497150	5,53	3275443	1,16
2003	3552274	3891072	9,54	3895369	9,66	3592510	1,13	3639638	2,46
2004	4162429	4157896	0,11	4161164	0,03	3831020	7,96	4112683	1,20
2005	4604258	4433051	3,72	4434560	3,69	4441170	3,54	4723904	2,60
2006	5090667	4716798	7,34	4715749	7,36	4883000	4,08	4768489	6,33
2007	4822158	5009406	3,88	5004928	3,79	5369410	11,35	5149401	6,79
2008	5095972	5125299	0,58	5119240	0,46	5100900	0,10	4473923	12,21
Hata Ort			6,53		6,51		6,03		8,73

DRM: Doğrusal regresyon modeli

DORM: Doğrusal olmayan regresyon modeli

SRYM: Sürüklenmeli rastgele yürüyüş modeli

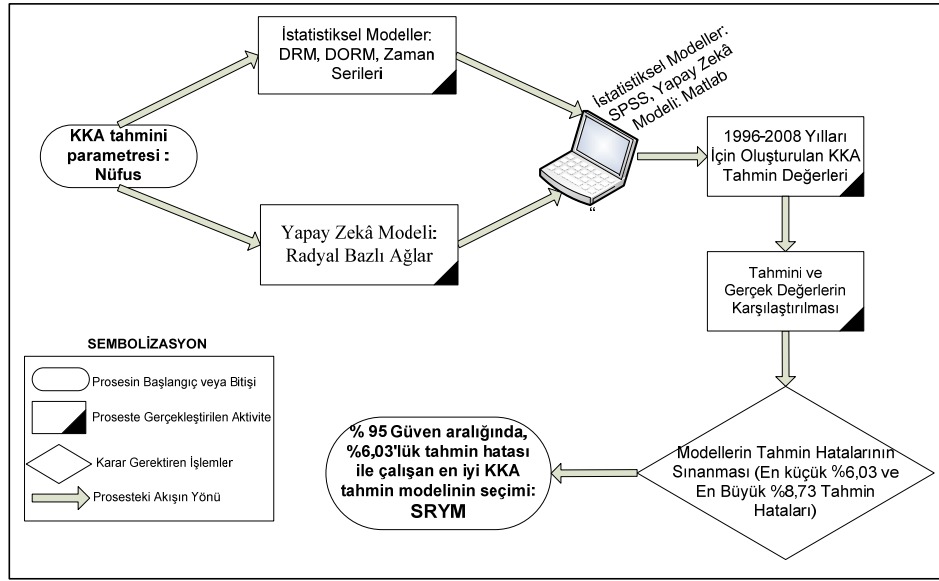
RBA: Radyal bazlı ağ



Şekil 8. 2009-2020 yılları için modellerin tahmin değerleri

4. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Çalışmada 1996-2008 yılları arasındaki KKA miktarları ile bu yıllar arasındaki nüfus değerleri kullanılarak dört farklı tahmin modeli oluşturulmuştur. Bu modellerin öğrenme sürecindeki ortalama hata yüzdesi en fazla 8,73' tür. % 6,03'lük değerle ortalama hata yüzdesi en düşük olan model sürüklenmeli rastgele yürüyüş modelidir. Bu model, sadece nüfus verisini kullanarak İstanbul'un KKA miktarını tahmin edebilen en uygun model olarak tavsiye edilmektedir. Yapay zekâ tabanlı modellerin, doğrusal ve doğrusal olmayan regresyon modellerinin yetersiz kaldığı durumlarda ve girdi sayısının fazla olduğu veri setlerinde çok daha iyi performans gösterdikleri bilinmektedir. Bu çalışmada kullanılan radyal bazlı ağ modelinin diğer modellere göre daha yüksek ortalama hata yüzdesi vermesinin temel nedeni budur. Model girdisi sayısının artırılması durumunda, kullanılacak olan yapay zekâ tabanlı modellerin daha iyi performansla çalışacakları düşünülmektedir. Okuyucuların bu çalışmayı daha iyi kavrayabilmeleri için özetleyen, 2009 ile 2020 yılları arasındaki İstanbul'a ait KKA miktar tahmininde kullanılan yöntemleri ve çözüm modelini belirten akış diyagramı Şekil 9'da gösterilmiştir.



Şekil 9. KKA miktar tahmini yöntemleri ve çözüm modeli akış diyagramı

Bu zamana kadar KKA miktarı tahmininde kullanılmakta olan statik metotlar demografik ve sosyo ekonomik verileri girdi olarak almıştır. Oluşum yapısı dinamik olan KKA'ların modellenmesinde, nüfus verisi ve gayri safi milli hasıla verisinin yanında nüfus yaş dağılımı, nüfus yoğunluğu, konut sayısı, sektörel çalışma alanları, doğum ve ölüm oranı, hayat beklentisi, gelir düzeyi, halkın refah seviyesi, işsizlik oranı, KKA geri dönüşüm miktarı, yakılan KKA miktarı ve kompostlaştırılan KKA miktarı gibi verilerin de kullanılması gerektiği belirtilmektedir [11].

Bu çalışma, İstanbul'un KKA miktarının modellenmesini konu alan başlangıç düzeyinde bir çalışmadır. Model girdisi sayısının artırılarak İstanbul'un KKA miktarını dinamik olarak tahmin edebilen bir modelin geliştirilmesi ve daha sonrada bu modelin ulusal çapta yaygınlaştırılması bu çalışmanın ileriki hedefleri arasında yer almaktadır.

Odayeri ve Kemerburgaz düzenli KKA depolama sahaları 2015 yılına kadar projelendirilmiş olup 1995 yılında kullanıma açılmışlardır. Her iki depolama sahasının da kapasitelerinin 6 yıl sonra bitecek olmalarına rağmen yaklaşık 4 yıl sonra kapasitelerinin dolacağı açıklanmıştır. Bu durum, özellikle İstanbul gibi büyük kentlerde ileriye yönelik projelerde kullanılan güvenilir tahmin araçlarının ne kadar önemli olduğunun bir göstergesidir. KKA miktarı tahmin sonuçlarına bakıldığında (Bkz: Şekil 8), İstanbul'da 2009 yılından 2020 yılına kadar oluşması beklenen en düşük KKA miktarı 80 milyon ton olurken en yüksek KKA miktarı 88 milyon ton'dur. Bu miktarlar göze alındığında, İstanbul için ya yeni bir düzenli depolama sahası yapılmalı ya da mevcut alanların kapasiteleri artırılmalıdır. İşletme ve bakım maliyetleri göze alındığında yeni bir düzenli depolama sahasının yapılması yerine mevcut olan alanlarının genişletilmesi daha efektif bir çözümdür.

REFERENCES / KAYNAKLAR

- [1] Navarro-Esbri J., Diamadopoulou E., Ginestar D., "Time Series Analysis and Forecasting Techniques for Municipal Solid Waste Management", *Resources, Conservation, and Recycling*, 35, 3, 201 – 214, 2002.
- [2] Daskalopoulos E., Badr O., Probert S.D., "Municipal Solid Waste: A Prediction Methodology for the Generation Rate and Composition in the European Union Countries and the United States of America", *Resources, Conservation and Recycling*, 24, 155 – 166, 1998.
- [3] Chan N.B., Lin Y.T., "An Analysis of Recycling Impacts on Solid Waste Generation by Time Series Intervention Modeling", *Resour. Conserv. Recycl.*, 19, 165 – 186, 1997.
- [4] Beigl P., Lebersorger S., Salhofer S., "Modeling Municipal Solid Waste Generation: A Review", *Waste Management*, 28, 200 - 214, 2008.
- [5] Gören S., "Sanitary Landfill", 1. Baskı, Fatih University Press, İstanbul, 2005.
- [6] Sricar R., Ewert F., Bohn U., "Ganzheitliche Prognose von Siedlungsabfällen (holistic prognosis of municipal wastes)", *Müll und Abfall*, 1, 7 – 11, 2003.
- [7] Montgomery D.C., Runger G.C., "Applied Statistics and Probability for Engineers", 3. Baskı, John Wiley and Sons Inc., Amerika, 2003, 372 - 375.
- [8] Berthouex P.M., Brown L.C., "Statistics for Environmental Engineers", 2. Baskı, CRC Press LLC, Amerika, 2002, 288 – 290.
- [9] "The User's Guide to STATGRAPHICS® Centurion XV", 1. Baskı, StatPoint, Inc., Amerika, 2005, Automatic Forecasting 1-10.
- [10] Haykin S., "Neural networks: A Comprehensive Foundation", 2. Baskı, Prentice-Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, Amerika, 2004.
- [11] Chen H.W., Chang N., "Prediction Analysis of Solid Waste Generation Based on Grey Fuzzy Dynamic Modeling", *Resources, Conservation and Recycling*, 29, 1 - 18, 2000.