



**UZUN DÖNEM RÜZGÂR HIZI TAHMİNİNDE YAPAY SİNİR
AĞLARININ KULLANIMI VE PERFORMANS İNCELEMESİ**

Mustafa ALTINSOY

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

MART 2019

Mustafa ALTINSOY tarafından hazırlanan “UZUN DÖNEM RÜZGÂR HIZI TAHMİNİNDE YAPAY SİNİR AĞLARININ KULLANIMI VE PERFORMANS İNCELEMESİ” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Gazi Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Güngör BAL

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Başkan: Prof. Dr. Ramazan BAYINDIR

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŞİLBUDAK

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....

Tez Savunma Tarihi: 29/03/2019

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....

Prof. Dr. Sena YAŞYERLİ

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Mustafa ALTINSOY

29/03/2019

UZUN DÖNEM RÜZGÂR HIZI TAHMİNİNDE YAPAY SİNİR AĞLARININ KULLANIMI VE PERFORMANS İNCELEMESİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Mustafa ALTINSOY

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Mart 2019

ÖZET

Enerjinin mümkün olduğu sürece yenilenebilir kaynaklardan sağlanması sürdürülebilir kalkınmanın en önemli gerekliliklerindendir. Rüzgâr enerjisi, mevcut potansiyel bakımından Türkiye coğrafyasında önemli bir yere sahiptir. Ülkemizde tüketilen enerjinin önemli bir kısmı fosil yakıtlarla ve ithal edilen kaynaklarla sağlanmaktadır. Bu durum, ülkemizi stratejik ve ekonomik olarak olumsuz etkilemektedir. Tüm dünyada olduğu gibi ülkemizde de yenilenebilir enerji yatırımları artmaktadır. Yenilenebilir enerji potansiyellerinin doğru bir şekilde belirlenmesi, yatırımın atıl konuma düşmesini önleyecektir. Bu çalışmada Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü'nden temin edilen geçmişe dönük 30 yıllık rüzgâr hızı, nem, basınç, sıcaklık ve yağış miktarı verilerini kapsayan meteorolojik veri seti kullanılmıştır. Bu veri setiyle Ankara ilinde bulunan örnek ilçeler için rüzgâr hızı tahmini yapılmıştır. Matlab'da YSA modellerini oluşturmak için farklı yapay sinir ağı öğrenme algoritmaları kullanılmıştır. Anlık rüzgâr hızı tahmininin sonuçlarına bakıldığında; test verileri için ortalama mutlak yüzdesel hata (OMYH) Çubuk için %8,52, Keçiören için %7,71, Gölbaşı için %8,89, Kızılcahamam için %7,27, Elmadağ için %6,09, Polatlı için %6,92, Bala için %8,18, Şereflikoçhisar için %7,50 ve Haymana için %7,85 şeklinde bulunmuştur. Gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçlarına bakıldığında; test verileri için ortalama mutlak yüzdesel hata (OMYH) Çubuk için %9,48, Keçiören için %7,77, Polatlı için %7,88, Bala için %6,83, Şereflikoçhisar için %8,02 ve Haymana için %5,41 şeklinde bulundu. Sonuçlar, benzer çalışmalarla karşılaştırıldığında rüzgâr hızının, yılın ayı, sıcaklık, basınç, bağıl nem ve yağış miktarı verilerinden tahmin edilebileceğini göstermektedir.

Bilim Kodu : 90542

Anahtar Kelimeler : Yenilenebilir enerji, rüzgâr hızı, rüzgâr enerjisi, yapay sinir ağları, yapay zeka, tahmin.

Sayfa Adedi : 69

Danışman : Prof. Dr. Güngör BAL

USAGE AND PERFORMANCE INVESTIGATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN LONG-TERM WIND SPEED PREDICTION

(M. Sc. Thesis)

Mustafa ALTINSOY

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

March 2019

ABSTRACT

Supplying energy from renewable sources as long as possible is one of the most important requirements for sustainable development. Wind energy has an important role in Turkey in terms of the existing potential. A significant part of the consumed energy in our country is supplied by fossil fuels and imported sources. This situation adversely affects our country in terms of strategical and economical manner. As in all over the world, renewable energy investments are also increasing in our country. The correct determination of renewable energy potentials will prevent the investment to fall into an idle position. In this study, the meteorological dataset containing past 30 years data of wind speed, humidity, pressure, temperature and precipitation obtained from the Turkish State Meteorological Service are used. Wind speed estimation is studied for sample districts located in the Ankara city using this data set. In Matlab, different artificial neural network learning algorithms have been used to construct the ANN models. In case of looking at the results of the instantaneous wind speed prediction; the mean absolute percentage errors (MAPE) for testing data were found as %8,52 (for Çubuk), %7,71 (for Keçiören), % 8,89 (for Gölbaşı), %7,27 (for Kızılcahamam), %6,09 (for Elmadağ), %6,92 (for Polatlı), %8,18 (for Bala), %7,50 (for Şereflikoçhisar) and %7,85 (for Haymana). In case of looking at the results of the future-term wind speed prediction; the mean absolute percentage errors (MAPE) for testing data were found as %9,48 (for Çubuk), %7,77 (for Keçiören), %7,88 (for Polatlı), %6,83 (for Bala), %8,02 (for Şereflikoçhisar) and %5,41 (for Haymana). In case of comparing the results with the similar studies, it is shown that wind speed can be predicted using the data set containing month, temperature, pressure, relative humidity and precipitation data.

Science Code : 90542

Key Words : Renewable energy, wind speed, wind energy, artificial neural networks, artificial intelligence, estimation.

Page Number : 69

Supervisor : Prof. Dr. Güngör BAL

TEŞEKKÜR

Bu çalışmada kullanmak üzere 20.03.2017 tarih ve 56497898-302.99-E.11839 sayılı yazımız ile Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Ankara iline ait son 30 yıllık meteorolojik bilgiler talep edilmiştir. Talebimiz doğrultusunda, Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nün 10.04.2017 tarih ve 95579059-107-E.16381 sayılı yazı ile Ankara iline ait meteorolojik bilgiler tarafımıza tevdi edilmiştir. Söz konusu verilere ulaşmamdaki katkılarından dolayı Meteoroloji Genel Müdürlüğü'ne teşekkür ederim. Çalışmalarım boyunca karşılaştığım zorluklarda bilgi ve tecrübeleriyle yardımcı olan, desteğini esirgemeyen değerli danışmanım Prof. Dr. G ng r BAL'a ve fikirleriyle destek veren deęerli hocam Dr.  ğretim  yesi Mehmet YEŐ LBUDAK'a teŐ kk rlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	7
2.1. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları	7
2.2. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları	8
2.3. Biyolojik Sinir Hücreleri ve Yapay Sinir Hücresi	8
2.4. Yapay Sinir Ağının Yapısı	12
2.5. Yapay Sinir Ağları Modelleri.....	12
2.6. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme.....	14
2.6.1. Denetimli öğrenme.....	15
2.6.2. Denetimsiz öğrenme.....	15
2.6.3. Destekleyici (takviyeli) öğrenme	16
2.6.4. Karma öğrenme	17
2.7. Yapay Sinir Ağları Hesaplama Araçları.....	17
2.8. Uygulanan Rüzgâr Hızı Tahmin Modelleri.....	18
3. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	25
3.1. Giriş Verilerinin Ağırlıklarının Tespit Edilmesi	25

	Sayfa
3.2. Anlık Döneme Ait Rüzgâr Hızı Tahmini.....	26
3.3. Gelecek Döneme Ait Rüzgâr Hızı Tahmini.....	40
3.3.1. Gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmini sonuçlarının tipik meteorolojik yıl hesabına göre değerlendirilmesi	47
4. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	51
KAYNAKLAR	53
EKLER.....	57
EK-1. Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağ modelleri	58
EK-2. Gelecek yıla ait rüzgâr tahmininde kullanılan ek modeller.....	68
ÖZGEÇMİŞ	69

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. Aktivasyon fonksiyonları	11
Çizelge 2.2. Rüzgâr hızı tahmininde izlenen akış şeması	19
Çizelge 2.3. D_Min_Max yöntemi kullanılarak normalize edilmiş veri setine ait örnek bir kesit.....	21
Çizelge 2.4. Yapay sinir ağ türleri ve kullanım alanları	21
Çizelge 3.1. Giriş verilerinin ağırlık sonuçları	26
Çizelge 3.2. Girdi ve çıktı verileri.....	26
Çizelge 3.3. Çubuk ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	28
Çizelge 3.4. Keçiören ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	29
Çizelge 3.5. Kızılcahamam ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	31
Çizelge 3.6. Elmadağ ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	32
Çizelge 3.7. Polatlı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	33
Çizelge 3.8. Şereflikoçhisar ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	34
Çizelge 3.9. Haymana ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	35
Çizelge 3.10. Gölbaşı İlçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	35
Çizelge 3.11. Bala ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	36
Çizelge 3.12. Anlık rüzgâr hızı tahminine ait toplu sonuçları	37
Çizelge 3.13. Rüzgâr ölçüm istasyonunda kullanılacak sensörlerin asgari özellikleri ...	39
Çizelge 3.14. Gelecek yıllara ait rüzgâr hızı tahmin yöntemi.....	41
Çizelge 3.15. Gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	41
Çizelge 3.16. Gelecek yıla ait rüzgâr hızı tahminlerinde en iyi sonuçlar	46
Çizelge 3.17. Literatürden rüzgâr hızı tahmin çalışmalarından OMYH değerlerine örnekler	46
Çizelge 3.18. TMY hesabında ve YSA tahmininde elde edilen OMYH değerleri.....	49

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Basit bir nöron yapısı.....	9
Şekil 2.2. Yapay sinir hücresi	10
Şekil 2.3. Basit bir yapay sinir ağı	12
Şekil 2.4. İleri beslemeli yapı	13
Şekil 2.5. Geri beslemeli yapay sinir ağı	14
Şekil 2.6. Denetimli öğrenmeye ait akış diyagramı	15
Şekil 2.7. Denetimsiz öğrenmeye ait akış diyagramı.....	16
Şekil 2.8. Destekleyici (takviyeli) öğrenmeye ait akış diyagramı	17
Şekil 2.9. Matlab yapay sinir ağları arayüzü.....	18
Şekil 2.10. Matlab yapay sinir ağları veri yönetim arayüzü	18
Şekil 2.11. Yapay sinir ağlarında hata noktası.....	24
Şekil 3.1. Çubuk ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	28
Şekil 3.2. Çubuk ilçesi tahmini gerçekleştirilen yıla ait veriler	28
Şekil 3.3. Keçiören ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	30
Şekil 3.4. Keçiören ilçesi tahmini gerçekleştirilen yıla ait veriler	30
Şekil 3.5. Kızılcahamam ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	31
Şekil 3.6. Elmadağ ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	32
Şekil 3.7. Polatlı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	33
Şekil 3.8. Şereflikoçhisar ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	34
Şekil 3.9. Haymana ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	35
Şekil 3.10. Gölbaşı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları	36
Şekil 3.11. Bala ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	36
Şekil 3.12. Ankara ili rüzgâr hızı verileri	40

Şekil	Sayfa
Şekil 3.13. Çubuk ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları	42
Şekil 3.14. Keçiören ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları	43
Şekil 3.15. Polatlı ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	43
Şekil 3.16. Bala ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	44
Şekil 3.17. Şereflikoçhisar ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	44
Şekil 3.18. Haymana ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları.....	45
Şekil 3.19. Çubuk ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl	47
Şekil 3.20. Keçiören ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl	47
Şekil 3.21. Polatlı ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl.....	48
Şekil 3.22. Şereflikoçhisar ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl.....	48
Şekil 3.23. Haymana ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl.....	48
Şekil 3.24. Bala ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl.....	49

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

m/s

°C

hpa

Açıklamalar

Rüzgar hızı birimi (metre/saniye)

Sıcaklık birimi (Santigrat derece)

Basınç birimi (Hektopaskal)

Kısaltmalar

ANN

EPOCH

GYA

OMYH

MATLAB

OKH

KOH

YSA

TMY

Açıklamalar

Artificial neural networks

Yapay sinir ağı öğrenme aşama sayısı

Geri yayılım algoritması

Ortalama mutlak yüzdesel hata

“MATrix LABoratory” program

Ortalama kare hatası

Karekök ortalama hatası

Yapay sinir ağları

Tipik meteorolojik yıl

1. GİRİŞ

Enerji üretimi ve tüketimi toplumların gelişmişlik düzeyinin ve yaşam kalitesinin önemli göstergelerinden biridir. Enerji arzı bir ülkenin, geleceği ve milli güvenliği açısından önemli bir faktör haline gelmiştir [1]. Devletler kaynaklarının önemli bir kısmını enerji sektörüne ayırmakta, özel sektöre teşvikler sağlamaktadır. Bu kapsamda kendilerine gelecek hedefleri koymaktadır.

Ülkemizde rüzgâr enerjisinin kurulu gücü her geçen gün artmaktadır. 2014 yılında 3762,10 MW, 2015 yılında 4718,30 MW ve 2016 yılına gelindiğinde 6106,05 MW olmuştur [2]. 2016 yılında gerçekleştirdiği 1387 MW'lık artış ile rüzgâr sektöründe Almanya ve Fransa'nın ardından Avrupa'da 3. ve Dünya'da 7. sırada yer almıştır [3]. Günümüzde ise Türkiye'nin toplam kurulu gücü 80 000 MW'ı aşmıştır. Bu kurulu güç içerisinde rüzgâr enerjisinin payı %7,6' lar seviyesine gelmiştir [4]. Ülkemiz, 2023 yılında toplam enerji tüketiminin en az üçte birini yenilenebilir enerji kaynaklarından karşılamayı hedeflemiştir [5]. Rüzgâr enerjisi kurulu gücünü 20 000 MW'a çıkarmayı hedeflemiş, bu doğrultuda yatırımlara hız vermiştir [6]. Yenilenebilir enerji yatırımlarının atıl pozisyona düşmemesi için bölgenin analizinin iyi yapılması gerekmektedir.

Literatürde farklı giriş verileri kullanılarak, farklı bölgeler için yapılmış çalışmalar bulunmaktadır.

Bilgili; (2007), tarafından rüzgâr hızı dışındaki meteorolojik verileri kullanılarak rüzgâr hızı tahmin çalışması yapılmıştır. Çoklu doğrusal regresyon metodu ile yapılan çalışmada ortalama mutlak yüzdesel hata değeri Antalya için %17,05, Mersin için %8,57, Samandağ için %12,61 bulunmuştur. Yapay sinir ağları metodu ile yapılan çalışmada ortalama mutlak yüzdesel hata değeri en yüksek %11,70, en düşük %7,82 bulunmuştur [7].

Özpınar; (2007), tarafından hazırlanan doktora tezinde yapay sinir ağları kullanılarak rüzgâr enerjisi, güneş enerjisi ve debi enerjisi tahmin çalışması yapılmıştır. Rüzgâr enerjisine nazaran güneş ve debi enerjisinin tahmininde daha hassas sonuçlar elde edildiği ifade edilmiştir. Güneş ve debi verilerinin değişkenlik göstermemesi nedeniyle yapay sinir ağları tarafından öğrenilmeye daha yatkın olduğu tespitine varılmıştır [1].

Özcan; (2011), tarafından yapay zeka yöntemlerinden yapay sinir ağları ve uyarmalı sinirsel bulanık denetim sistemleri kullanılarak Isparta ilinin rüzgâr potansiyeli tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu iki metottan uyarmalı sinirsel bulanık denetim sistemlerine ait sonuçların korelasyon katsayısı değerinin yapay sinir ağları ile elde edilen değere göre daha yüksek olduğu görülmüş ve böylece uyarmalı sinirsel bulanık denetim sisteminin tahmin çalışması için daha uygun olduğu sonucuna ulaşılmıştır [8].

Karamanlıoğlu; (2011), tarafından Mersin ve Silifke bölgelerinde rüzgâr güç potansiyelleri tahmin edilerek, rüzgâr santrali kurulumu için en uygun bölge seçimi yapılmıştır. Sıcaklık, bağıl nem ve basınç verilerinden oluşan üç girişli, iki gizli katmanlı, geri beslemeli bir öğrenme algoritmasından oluşan yapay sinir ağı modeli ile rüzgâr hızı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar gerçek değerlerle karşılaştırılarak tahminlerin doğruluğu test edilmiştir. Ortalama mutlak yüzdesel hata Mersin için % 4,038, Silifke için % 8,694 olarak bulunmuştur [9].

Yanıktepe ve diğerleri; (2013), tarafından yapay sinir ağları yöntemi ile Osmaniye ilinin rüzgâr enerjisi tahmini yapılmış, çalışmalar neticesinde ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %13,79 olarak bulunmuştur [10].

Köse ve diğerleri; (2014), tarafından Karabük ili için stokastik modellerle rüzgâr hızı tahmin çalışması yapılmıştır. Ortalama mutlak yüzdesel hata değerleri otoregresif hareketli ortalamalar modeli için %22,98, Box Jenkins modeli olarak adlandırılan otoregresif(3) modeli için %10,61 bulunmuştur [11].

Cadenas ve diğerleri; (2015), tarafından Meksika'nın Qaxaca eyaletinin La Mata ili için NARX (harici girişli doğrusal olmayan otoregresif ağ) modeli kullanılarak rüzgâr hızı tahmin çalışması yapılmış, çalışmalar sonucunda NARX modeli için ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %11,44, NAR (doğrusal olmayan otoregresif ağ) modeli için %11,89 değeri bulunmuştur [12].

Selvi ve diğerleri; (2016), tarafından yapılan rüzgâr gücü tahmin çalışmasında fourier serileri üzerinden beklenti maksimizasyonu (EMOFs) tekniği ve yapay sinir ağları tekniği kullanılarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Ortalama mutlak yüzdesel hata değeri,

EMOFs tekniđi ile yapılan tahmin alıřmasında %10,64, yapay sinir ađları ile yapılan tahmin alıřmasında %11,70 bulunmuřtur [13].

Eseye ve diđerleri; (2017), tarafından hibrid bir yaklařım kullanılarak kısa vadeli rüzgâr gücü tahmin alıřması yapılmıř, alıřmalar neticesinde ortalama mutlak yüzdesel hata deđerleri DSBPN (ift katmanlı geriye yayılımlı yapay sinir ađı) yaklařımı ile kış için %9,40, ilkbahar için %18,52, yaz için %12,33 ve sonbahar için %4,50 bulunmuřtur. DSHGN (ift katmanlı genetik algoritma tabanlı yapay sinir ađı) yaklařımı ile kış için %8,88, bahar için %18,44, yaz için %11,85 ve sonbahar için %4,39 bulunmuřtur. Ortalama mutlak yüzdesel hata deđerleri DSBPN yaklařımı ile %11,191, DSHGN yaklařımı ile %10,893 bulunmuřtur [14].

Hayashi ve Kermanshahi; (2000), tarafından Japonya meteoroloji ajansından alınan verilerle yapay sinir ađlarına dayanan bir teknik ile 1-24 saat arası rüzgâr hızı tahmin alıřması gerekleřtirilmiřtir. Rüzgâr hızı ile beraber rüzgâr türbin ıkıř gücü tahmini gerekleřtirilmiřtir. Yapılan alıřma neticesinde %90 başarı sađlanmıřtır [15].

Kaplan ve diđerleri; (2013), tarafından Tokat iline ait 2005-2009 yılları arasındaki Ocak, řubat, Mart aylarının günlük ortalama rüzgâr hızı, nem ve sıcaklık verileri giriř alınarak, 2010 yılı Ocak, řubat, Mart aylarına ait günlük ortalama rüzgâr hızı tahmin edilmiřtir. Yapay sinir ađ modeli olarak geri beslemeli ađ modeli kullanılmıřtır. Yapılan tahmin alıřması sonucunda 0,0704, 0,0903, 0,0860 karekök ortalama hatası (KOH) deđerlerine ulařılmıřtır. Rüzgâr hızı ve basın verilerinin giriř verisi olarak alındıđı tahmin alıřmaları, rüzgâr hızı – nem ve rüzgâr hızı – sıcaklık giriř verisi olarak kullanılan sistemden daha başarılı bulunmuřtur [16].

Anurag ve Deo; (2003), alıřmasında Hindistan'daki kıyı řeridi için aylık, haftalık ve günlük rüzgâr hızları tahmin alıřması gerekleřtirmiřtir. Tahmin alıřmasında ortalama hata %4,3, %5,4 ve %6,3 olarak gerekleřmiřtir. Aylık tahminler günlük tahminlere oranla daha iyi ıkmıřtır [17].

Liera ve diđerleri; (2002), tarafından sıcaklık, basın, nem, güneřlenme süresi vb. meteorolojik deđerler kullanılarak yapay sinir ađları ile 20 dakikalık rüzgâr hızı tahminleri yapılmıřtır. 3 giriřli, gizli katmanında 6 nöronu bulunan, 1 ıkıř katmanlı ileri beslemeli

yapay sinir ağı ile en iyi sonuç elde edilmiştir. Normalize değerler gerçek değerlere çevrildikten sonra tahmin çalışmasının doğruluğuna dair yapılan değerlendirmede maksimum hata (mutlak değer) 6,05 elde edilmiştir [18].

Chang ve diğerleri; (2016), Tayvan güç şirketinden alınan veriler ile farklı yaklaşımlar uygulanarak rüzgâr hızı ve enerjisi öngörülme çalışılmıştır. Rüzgâr hızı tahminlerinde, %26,64, %21,75, %15,47 ve %2,365 ortalama mutlak yüzdesel hata (OMYH) değerlerine ulaşılmıştır. Elde edilen sonuçlar neticesinde önerilen yöntemin kısa vadeli tahmin uygulamaları için uygun olduğu kanısına varılmıştır [19].

Finamore ve diğerleri; (2016), tarafından İtalya hava kuvvetleri meteoroloji servisinden alınan verilerle yapay sinir ağlarını kullanarak bir saatlik rüzgâr hızı tahmin çalışması yapılmıştır. Tahmin çalışmasının doğruluk seviyesi ortalama mutlak yüzdesel hata ve ortalama kare hatası ile test edilmiştir. Çalışma sonucunda ortalama mutlak yüzdesel hata %15,42, ortalama kare hatası 7,35 değerleri elde edilmiştir [20].

Rüzgâr hızı tahminlerinde sonuçların değerlendirilmesinde farklı hata ölçeklerinin kullanılması, standart bir kıyaslama platformunun bulunmaması ve çoğunlukla giriş verisi olarak mevsimsel etkilerin göz ardı edilmesi literatürde ki problemler arasında yer almaktadır. Tespit edilen bu sorunlar doğrultusunda bu çalışmada literatürde rastlanan farklı hata ölçekleri, kıyaslama yöntemleri detaylı şekilde uygulanmıştır. Mevsimsel etki göz önüne alınarak ay verisi de giriş parametresi olarak kullanılmıştır.

Literatürde Ankara iline ait rüzgâr hızı tahmin çalışmasına rastlanılmadığından bu çalışmada Ankara iline ait rüzgâr hızı tahmin çalışması yapılmıştır. Ankara iline ait rüzgâr hızı karakteristiğinde, yapay sinir ağlarının tahmin çalışmasındaki performansı ortaya konulmuştur. Rüzgâr hızı tahmin çalışmalarında giriş verisi olarak değişik parametrelerin kullanıldığı görülmüştür, bu çalışmada öncelikle ay, nem, basınç, sıcaklık ve yağış miktarı verilerinin tahmin çalışmasına etkileri tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu giriş verileri kullanılarak yapay sinir ağı modelleri ile anlık ve gelecek döneme ait rüzgâr hızının tahmini gerçekleştirilmiştir.

Bu tez çalışmasında, rüzgâr enerjisi yatırımcılarına rehberlik etmek amacıyla rüzgâr hızı belirlenecek bölgenin Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınan ay, nem, sıcaklık, basınç,

yağış miktarı, rüzgâr hızı verileri ile yapay sinir ağıları metodu kullanılarak rüzgâr hızı tahmini gerçekleştirilecektir. Bu doğrultuda Ankara iline ait son 30 yıllık basınç, nem, sıcaklık, yağış miktarı ve rüzgâr hızı verileri Meteoroloji Genel Müdürlüğünden temin edilmiştir. En iyi sonucu elde edebilmek için MATLAB programında farklı yapay sinir ağı öğrenme algoritmaları kullanılmış ve bunlara ait sonuçlar karşılaştırılmıştır.





2. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları, insan beyninin çalışma sistemine benzetme çabalarının bir sonucu olarak ortaya çıkmıştır. İnsan beynine benzer olacak şekilde öğrenebilme, ilişkilendirme, genelleme, sınıflandırma, yeni bilgiler üretebilme gibi yeteneklere sahip olmasından ötürü geleneksel programlama yöntemlerinden farklıdır. Yapay sinir ağları bugün matematik, fizik, bilgisayar ve elektrik mühendisliği gibi çok farklı alanlarda kullanılmaktadır. Bu yöntemin mühendislik uygulamalarında kullanılmasının temel sebebi; klasik tekniklerle çözümü zor veya mümkün olmayan problemler için başarılı bir alternatif olmasıdır.

2.1. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının avantajları ve dezavantajları uygulanan modele göre değişmektedir. Genel olarak yapay sinir ağları modellerinin ortak avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Yapay sinir ağlarının ortak avantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir: [21].

- Makine öğrenmesini gerçekleştirirler.
- Çalışma stilleri klasik programlama yöntemlerinden farklıdır.
- Mevcut örneklerle bakarak öğrenirler.
- Önceden görülmemiş örneklerle ilgili bilgi üretebilirler.
- Sistemin güvenilir şekilde çalıştırılabilmesi için eğitilmeleri ve bu eğitimlerin performanslarının test edilmesi gereklidir.
- Tam olmayan bilgi ile çalışabilirler.

Yapay sinir ağlarının ortak dezavantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir [21].

- Probleme uygun yapay sinir ağ modelinin belirlenmesi genellikle deneme-yanılma yolu ile yapılabilmektedir. Bu en önemli sorunlarından biridir. Çünkü her probleme özgü bir model yoktur. Katman sayısı, katmanda olması gereken hücre sayısı vb. belirlenmesinde bir kural bulunmamaktadır.
- Ağın öğreneceği problemin ağa gösterimi ve ağın eğitiminin ne zaman bitirileceğine dair bir yöntem bulunmamaktadır.
- Yapay sinir ağının davranışlarının uygulamaya bağımlı olmasından ötürü, yüksek doğrulukta netice alınan bir model benzer bir sorunda aynı tepkiyi vermeyebilir.

2.2. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları

Yapay sinir ağları günümüzde birçok alanda kullanılmaktadır. Bunlardan bazılarını aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz.

- Kanserin saptanması, kalp krizlerinin tedavisi vb. sağlık çalışmalarında,
- Son zamanlarda gittikçe yaygınlaşan sosyal medya programlarında,
- Kredi isteyen müşterilerin değerlendirmesi gibi bankacılık işlemlerinde,
- Veri madenciliği,
- Optik karakter tanıma ve okuma sistemleri,
- Güvenlik sistemlerinde kullanılan konuşma ve parmak izi tanıma işlemleri,
- Üretim çizelgeleme ve planlama,
- Her türlü tahmin çalışmaları

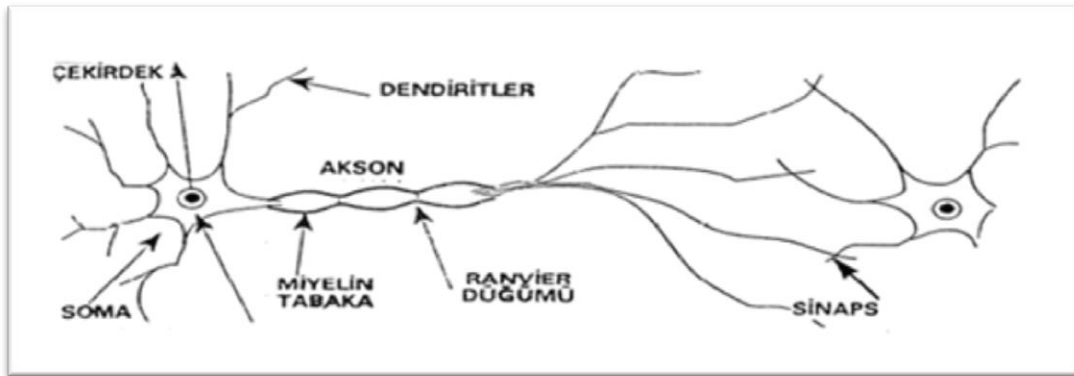
2.3. Biyolojik Sinir Hücreleri ve Yapay Sinir Hücresi

Yapay sinir ağları biyolojik sinir sisteminin çalışma prensibine bakılarak geliştirilmiştir. Biyolojik yapay sinir ağında olduğu gibi temel unsur hücredir. Hücre, yapay sinir ağlarının en temel ve küçük bilgi işleme birimidir [1]. Bu hücreler birbirlerine hiyerarşik olarak bağlı ve paralel olarak çalışabilmektedir. Bu hücreler proses elemanları gibi birbirlerine bağlı şekilde bulunmaktadır. Yapay sinir ağlarında tıpkı biyolojik sinir sisteminde olduğu gibi, bilgi, öğrenme yolu ile elde edilmekte ve işlem elemanlarının bağlantı değerlerinde saklanmaktadır. Bu yüzden tıpkı biyolojik sinir yapısında olduğu gibi yapay sinir ağlarında da dağınık bir hafıza bulunmaktadır [21]. Bilgi yapay sinir ağlarında yayılmış durumdadır. Tek bir bağlantının anlamı yoktur. Nöronlarının bağlantılarının değerleri ağın bilgisini göstermektedir. Bilgiler ağa dağıtılmış durumdadır. Bu da dağınık bir belleği oluşturmaktadır.

Biyolojik sinir ağ yapısı milyonlarca sinir hücresinden oluşmaktadır. Sinir hücreleri de birbirlerine bağlanarak fonksiyonları gerçekleştirirler. Bir insan beyninde yaklaşık 10^{10} adet sinir hücresi bulunmaktadır. Hücre başına bağlantı sayısı ise 10^4 seviyesindedir. İnsan beyni çok hızlı çalışabilen mükemmel bir bilgisayar olarak görülebilir. Bugün insan beyninin sahip olduğu bilgi işleme ve kontrol edebilme kapasitesinin küçük bir oranına

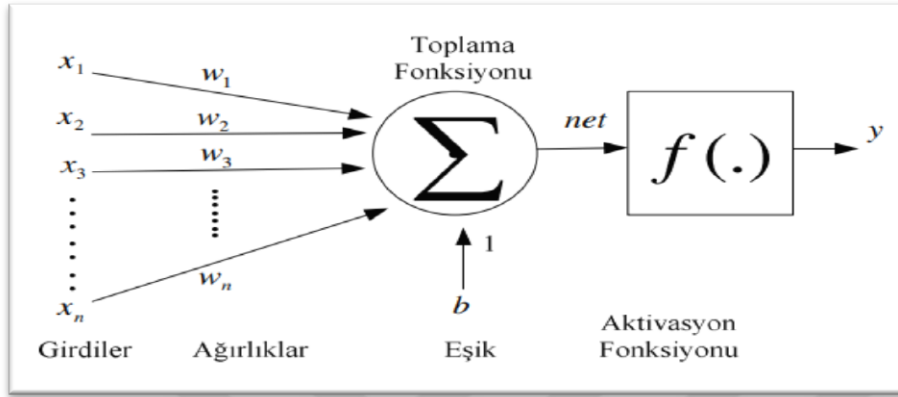
sahip makine yapılsa problemlerin çözümünde mükemmel sonuçlara erişilebilir. Yapay sinir ağları yöntemi ile de bu amaçlanmaktadır.

Sinir sisteminin en basit yapısı nöronlardır. Vücudun değişik yerleri ile bilgi alışverişi yapan nöron hücresidir. Şekil 2.1’de basit bir biyolojik sinir hücresinin (nöron) yapısı görülmektedir. Dendiritler bir sinir hücresine gelen girişleri toplarlar. Hücrenin çekirdeği ile her bir dendirit arasında farklı bir etkileşim söz konusudur. Bu sebepten ötürü bazı dendiritlerin diğerlerine oranla daha ağırlık sahibi olduğu görülmektedir. Bu da dışarıdan gelen sinyallerde sinir hücresi tarafından seçicilik olgusunun olduğu anlamına gelmektedir. Soma, dendiritler aracılığıyla iletilen sinyalleri toplayan merkezdir. Hücre çekirdeği olarak da bilinen yapıdır. Çekirdek (soma), gelen sinyalleri işleme tabi tutar ve diğer hücelere göndermek üzere bilgiyi aksonlara iletir. Aksonlar aldığı bilgiyi bir sonraki hücreye iletmekle görevlidir. Fakat aksonlar aldığı sinyalin ön işleminden geçirilmeden diğer hücelere aktarılmasına engel olur. Aksonlar bilgiyi ucunda sinaps adı verilen birime aktarır. Sinaps, aksondan gelen toplam bilgiyi ön işleminden geçirerek diğer hücelere ait dendiritlere iletmekle görevlidir. Burada sinapsın ön işlem ile gerçekleştirdiği görev çok önem taşımaktadır. Söz konusu ön işlem, gelen toplam sinyalin, sinaps tarafından olduğu gibi değil belli bir aralığa indirgenerek diğer hücelere iletilmesidir. Bu yüzden her gelen toplam sinyal ile dendirite iletilen sinyal arasında bir korelasyon oluşturulur. Bu kapsamda öğrenme işleminin sinapslar da gerçekleştirildiği fikri ortaya atılmış, yapay sinir ağları dünyasında teori haline dönüşmüştür. Yapay sinir ağında kullanılan öğrenme bu teoriye dayandırılmış, sinapslar ve dendiritler arasında yer alan ağırlık katsayılarının güncellenmesi olarak algılanmaktadır [22].



Şekil 2.1. Basit bir nöron yapısı

Yapay sinir hücresi de yukarıda anlatılan biyolojik sinir hücresine ait ilkelere ve çalışma prensibine dayandırılmaya çalışılmıştır. Basit bir yapay sinir ağı hücresi Şekil 2.2'den görüleceği üzere girdiler, ağırlıklar, birleştirme (toplama) fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkış olmak üzere 5 temel kısımdan oluşmaktadır.



Şekil 2.2. Yapay sinir hücresi [23]

Girdiler: Dış dünyadan veya başka bir hücreden gelen bilgileri içerir. Bunlar ağıın öğrenmesi için kullanılır. Biyolojik sinir ağlarında dendritlere karşılık gelir.

Ağırlıklar: Hücreler arasındaki bağlantıların sayısal değerini ifade etmektedir. Hücreye gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösterir. Biyolojik sinir ağlarındaki dendritlerin önemini ifade eder.

Toplama Fonksiyonu: Bir hücreye gelen girdi değerleri ile ağırlıkları çarpıp toplayarak o hücrenin net girdisini hesaplar. Tüm bu toplam sinyal (sinapsise) eşiklenme fonksiyonuna girdi olarak yönlendirilir. Toplama fonksiyonunda değişik formüller kullanılabilir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktının belirlenmesini sağlar. Toplama fonksiyonundaki gibi aktivasyon fonksiyonunda da değişik formüller kullanılabilir.

Çıktılar: Aktivasyon fonksiyonları sonucunda oluşan çıktı değerleridir. Söz konusu çıktı değerini dış dünyaya, başka bir hücreye veya kendisine girdi olarak gönderilebilir [24].

$$W = w_1 \cdot w_2 \cdot w_3 \cdot w_4 \cdot \dots \cdot w_n \quad (2.1)$$

$$X = x_1 \cdot x_2 \cdot x_3 \cdot x_4 \cdot \dots \cdot x_n \quad (2.2)$$

$$\text{net} = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (2.3)$$

$$\text{Çıkış, } y = f(\text{net}) \quad (2.4)$$

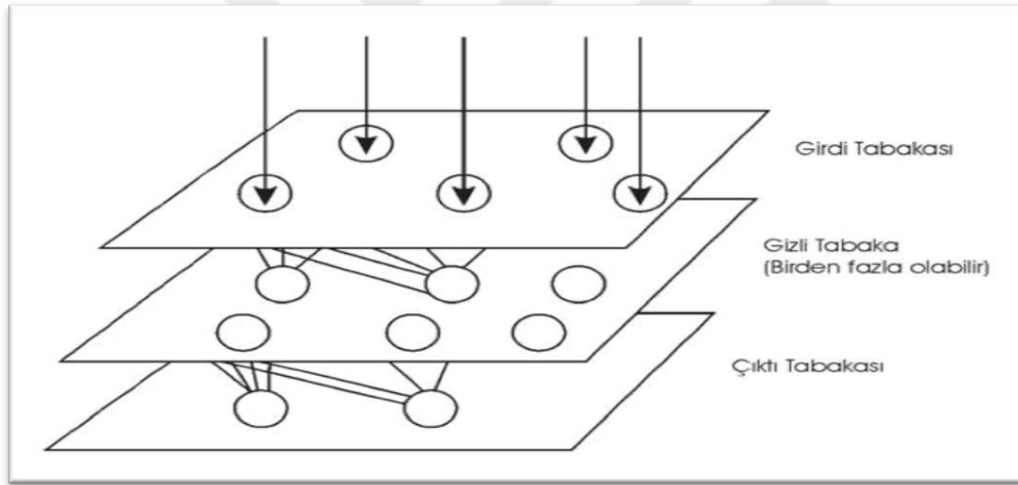
şeklinde hücre çıkışı hesaplanır. Buradaki X girişler matrisi, W ağırlıklar matrisi, n ise girdi sayısıdır. F fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonudur. Çeşitli aktivasyon fonksiyonları bulunmaktadır. Bunlardan bazıları Çizelge 2.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 2.1. Aktivasyon fonksiyonları

Aktivasyon Fonksiyonu	Açıklama	
Lineer aktivasyon fonksiyonu $f(\text{net}) = \text{net}$	Gelen girdi değerleri direk çıktı değerleridir.	
Step Fonksiyonu $f(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{net} > Q \\ 0 & \text{net} \leq Q \end{cases}$	Hücresinin çıktısı, “net” girdi değeri belirli bir eşik değerin (Q) üstünde ise 1, altında(veya eşit) ise 0 değerini alır.	
Sigmoid fonksiyonu $f(\text{net}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}}}$	Burada net, işlem elemanına gelen toplam fonksiyonunu kullanarak belirlenen net girdi değerini göstermektedir.	
Eşik değer fonksiyonu $f(\text{net}) = \begin{cases} 0 & \text{net} \leq 0 \\ \text{net} & 0 < \text{net} < 1 \\ 1 & \text{net} \geq 1 \end{cases}$	Eşik değeri aktivasyon fonksiyonunun -1 ile +1 arasında değişeni ise signum aktivasyon fonksiyonu, olarak adlandırılır. Signum aktivasyon fonksiyonu, net giriş değeri sıfırdan büyükse +1, sıfırdan küçükse -1, sıfıra eşitse sıfır değerini verir.	
Sinüs fonksiyonu $f(\text{net}) = \sin(\text{net})$	Öğrenilmesi istenilen durumların sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösteren durumlarda kullanılır.	
Hiperbolik tanjant fonksiyonu $f(\text{net}) = (e^{\text{net}} + e^{-\text{net}}) / (e^{\text{net}} - e^{-\text{net}})$	Lineer olmayan türevi alınabilir fonksiyondur. +1 ile -1 arasında çıkış değerleri üretir.	

2.4. Yapay Sinir Ağının Yapısı

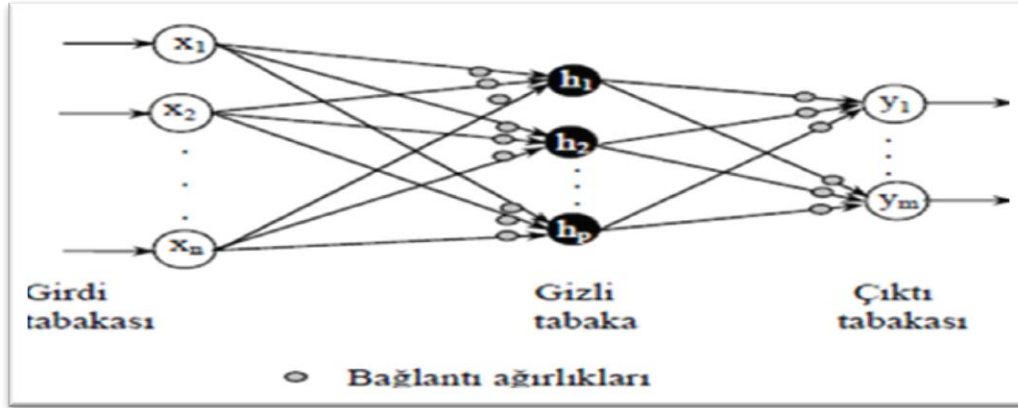
Yapay sinir ağları yapay sinir hücrelerinin bir araya gelmesi ile oluşur. Tek tabaka veya tek eleman içeren ağlar genellikle yetersiz kalmaktadır. Bu yüzden Şekil 2.3'den görüleceği üzere bir yapay sinir ağı genel olarak 3 katmandan (girdi tabakası, gizli tabaka ve çıktı tabakası) oluşur. Girdi tabakası, dış dünyadan gelen girdileri alan nöronları içerir. Bu tabakada bulunan nöronlar girdi değerlerini bir sonraki tabakaya iletir, girdi değerleri üzerinde bir işlem uygulamaz. Birçok ağ türünde gizli tabakada bulunan bir nöron bir önceki tabakanın tüm nöronlarından sinyal alır. Bu bilgilerde işlem yapıldıktan sonra çıktısını bir sonraki tabakanın tüm nöronlarına gönderir. Çıktı tabakası çıktıları dışarı ileten nöronları içeren bir tabakadır. Çıktı tabakasındaki (katmanındaki) nöronlar gizli tabakadan gelen bilgileri işler ve çıktı üretir.



Şekil 2.3. Basit bir yapay sinir ağı [25]

2.5. Yapay Sinir Ağları Modelleri

Temel olarak ileri beslemeli ve geri beslemeli yapay sinir ağları olarak iki grupta toplanmaktadır. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında işlem girişlerden çıkışlara doğrudur, herhangi bir döngü oluşturmamışlarından gecikmeler yoktur. Şekil 2.4'de basit bir ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı gösterilmiştir.

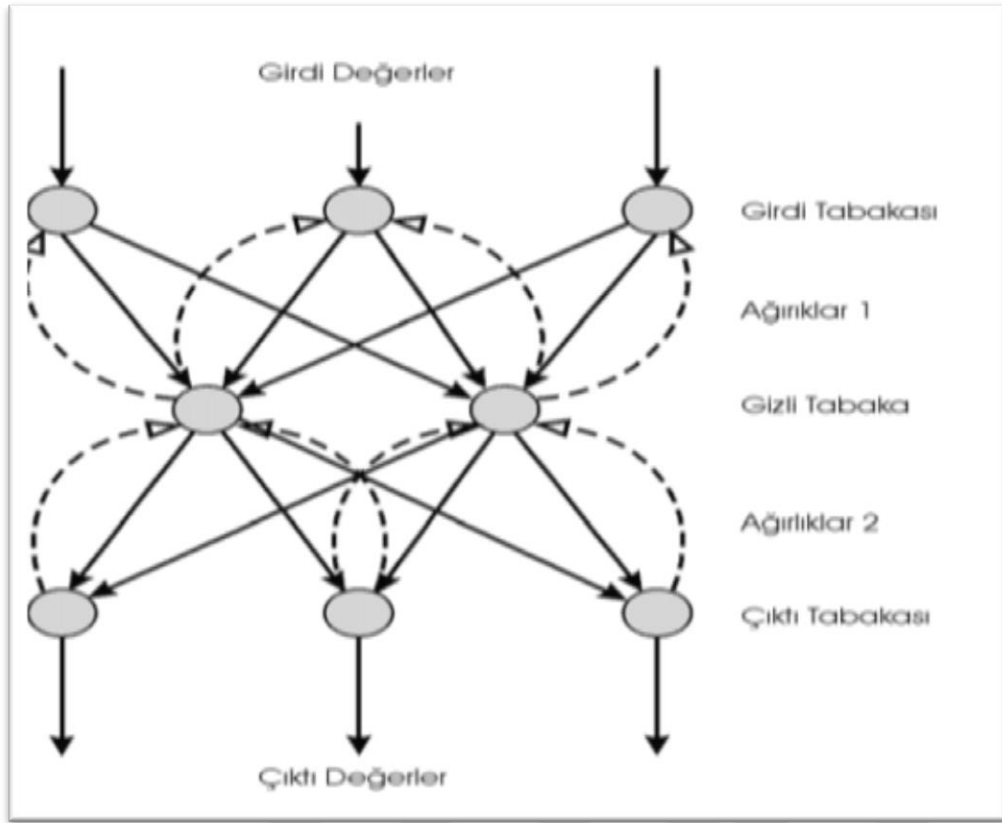


Şekil 2.4. İleri beslemeli yapı

İleri besleme sırasında, girdi hücreleri (X_i) girdi sinyallerini aldıktan sonra $h_1, \dots, h_p$ gizli hücrelerine bu sinyalleri yayar. Gizli hücreler aktivasyonlarını gerçekleştirdikten sonra çıktı hücrelerine sinyalini ($Y_1, \dots, Y_m$) gönderir. Çıktı hücreleri aktivasyonunu hesaplar.

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında döngü olmasından ötürü gecikmeler söz konusudur. Yapay sinir ağı yapısının eğitimi esnasında elde edilen (y_k) ile istenen çıktı değeri (t_k) değeri karşılaştırılarak hata belirlenir. Bu hata ile δ_k ($k=1, \dots, m$), (m =çıktı sayısı) faktörü hesaplanır. δ_k faktörü, çıktı hücresinde oluşan hatayı gizli tabakadaki hücrelere geri dağıtmak, çıktı ve gizli tabakalar arasındaki ağırlıkları da düzeltmek için kullanılır. Benzer şekilde δ_j ($j=1, \dots, p$), (p = gizli katman sayısı) faktörü her gizli hücre Z_j için hesaplanır. Fakat hatayı girdi tabakasına geri yaymak için değil, girdi ve gizli tabakaları arasındaki ağırlıkları düzeltmek için kullanılır. δ faktörlerinin hepsi hesaplandıktan sonra tüm tabakalardaki ağırlıklar eş zamanlı ayarlanır.

Şekil 2.5’de basit bir geri beslemeli yapay sinir ağı yapısı gösterilmiştir. Daireler işlem elemanları nöronları ifade etmektedir. Girdi tabakasında üç nörona yer verilmiş olup bu kapsamda yani ağı girdi olarak üç değişken tanıtılmaktadır. Gizli tabakada iki, çıktı tabakasında üç nörona yer verilmiştir. Girdi tabakasından, gizli tabakaya doğru ağırlıklı seti ile, gizli tabakadan çıktı tabakasına doğru ağırlıklı 2 seti ile ağırlandırılarak değerler iletilmektedir. Şekil 2.5’de kullanılan kalın oklar anımsama sırasındaki bilgi akışını temsil etmektedir. Anımsama işlemi, eğitimi tamamlanmış bir ağı yeni girdi verilerinin sunulmasıyla, çıktıların elde edilmesi işlemidir. Anımsama işlemi sırasında geri yayılma işlemi kullanılmaz. Geri yayılım ağı yapısı sadece eğitim sırasında kullanılır.



Şekil 2.5. Geri beslemeli yapay sinir ağı [25]

2.6. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

İnsanlar yaşadığı tecrübelerle davranışlarını şekillendirir ve bir süre sonra hangi olay karşısında nasıl tepki vereceğini çoğu zaman tahmin edebilirler. Fakat daha önce hiç yaşamadığı bir durum ile karşılaştığında yine tecrübesizlik yaşayabilir. Yapay sinir ağları da tıpkı insanlar gibi dış ortamdan girişler alır bunu beyin merkezine iletir ve aktivasyon fonksiyonundan geçirerek bir çıkış üretir.

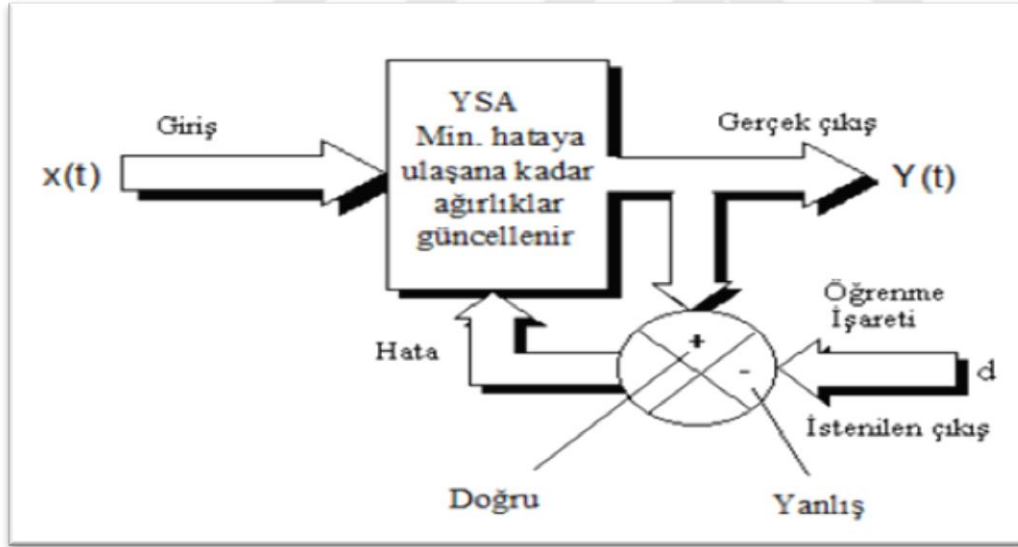
Öğrenme algoritmaları gerçek çıkış değerine en yakın çıkışı elde etmede kullanılır. Öğrenme sürecinde yenilenen ağırlık katsayılarıdır. Ağırlık katsayıları her seferinde güncellenerek en az hata payını yakalamaya çalışır. En az hata payı yakalandığında sisteme ait ağırlık katsayıları sabitlenir ve kayıt altına alınır.

Yapay sinir ağlarında değişik öğrenme yöntemleri bulunmaktadır. Genel olarak dört çeşit öğrenme çeşidinden bahsedebiliriz.

2.6.1. Denetimli öğrenme

Bu öğrenme çeşidinde denetleyici yapay sinir ağlarına girdi/çıkış haritası sunar. Yani gerçekleştirilecek olayla ilgili denetici sisteme hem girdi hem de bu girdiler sonucunda elde edilmesi gereken çıktı değerlerini sunar. Arzu edilen çıkış ile sisteme ait çıkış arasındaki fark hata ölçüsüdür, sisteme ait verilerin güncellenmesinde kullanılır. Sisteme ait verilerde değişiklik yapılarak hata azaltılmaya çalışılır. Böylelikle optimum veriler yakalanmaya çalışılır. Bu öğrenme çeşidinde sisteme sunulan giriş/çıkış değerler eğitim kümesi olarak adlandırılır.

Widrow Hoff'a ait delta kuralı, McClelland ve Rumelhart'a ait genelleştirilmiş delta kuralı veya geri yayılım algoritması bu öğrenme biçimine örnek olarak verilebilir. Denetimli öğrenme yapay sinir ağlarında kullanılan en yaygın öğrenme biçimidir. Şekil 2.6'da denetimli öğrenmeye ait akış diyagramı verilmiştir [26].



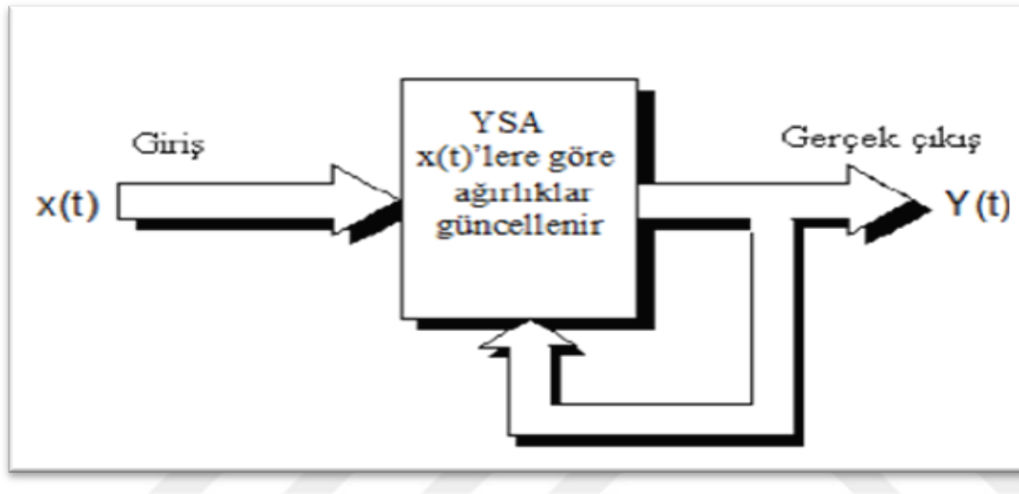
Şekil 2.6. Denetimli öğrenmeye ait akış diyagramı

2.6.2. Denetimsiz öğrenme

Bu öğrenme çeşidinde sistemin öğrenmesini sağlayacak bir denetici yoktur. Denetimli öğrenmede olduğu gibi arzu edilen çıkış değerleri bulunmamaktadır. Sisteme sadece girdi değerleri verilmektedir. Bu yüzden hata bilgisi ile yapay sinir ağlarının davranışını değiştirmek mümkün değildir. Ağ her bir girdi örneğini kendi arasında sınıflandırarak

kendi kurallarını oluşturur, bunun üzerinden bağlantı ağırlıklarını belirlenir. Bu yöntem daha çok kümeleme problemlerinde kullanılır. Sistemin öğrenmesi bittikten sonra anlamlarının ne olduğunu göstermesi için çıktılar etiketlenmelidir.

Bu öğrenme çeşidine Kohonen'a ait özdüzenlemeli ağlar ve Grossberg'a ait uyarlanabilir rezonans teorisi örnek verilebilir. Şekil 2.7'de denetimsiz öğrenmeye ait akış diyagramı verilmiştir.

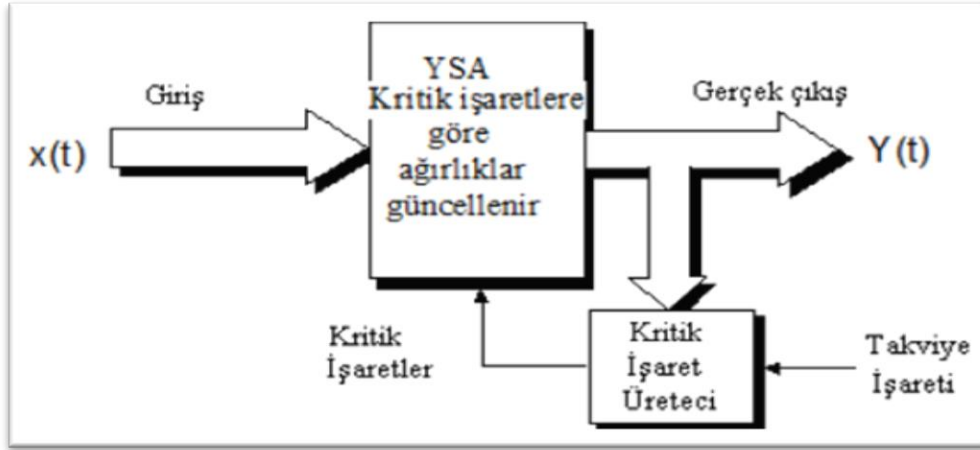


Şekil 2.7. Denetimsiz öğrenmeye ait akış diyagramı

2.6.3. Destekleyici (takviyeli) öğrenme

Bu öğrenme çeşidi de denetimli öğrenmeye yakın bir yöntemdir. Burada da bir denetleyici yardımcı olur. Fakat bu öğrenme çeşidinde, denetleyici sisteme her girdi değeri için çıktı değeri vermemektedir. Bunun yerine kendisine gösterilen girdilere karşılık sistemin çıktı değeri üretmesi beklenir. Bu öğrenme biçiminde eğitici tarafından sisteme her iterasyonda elde edilen çıktı değerinin iyi veya kötü olup olmadığı bilgisi verilir. Sistem denetleyiciden bu sinyal bilgisini alarak yeniden düzenlemelere giderek öğrenme sürecine devam eder. Bu öğrenme çeşidinde deneme-yanılma esası kullanılır.

Bu öğrenme çeşidine Sejnowski ve Hinton' ait boltzmann kuralı örnek verilebilir. Şekil 2.8'de destekleyici (takviyeli) öğrenmeye ait akış diyagramı verilmiştir.



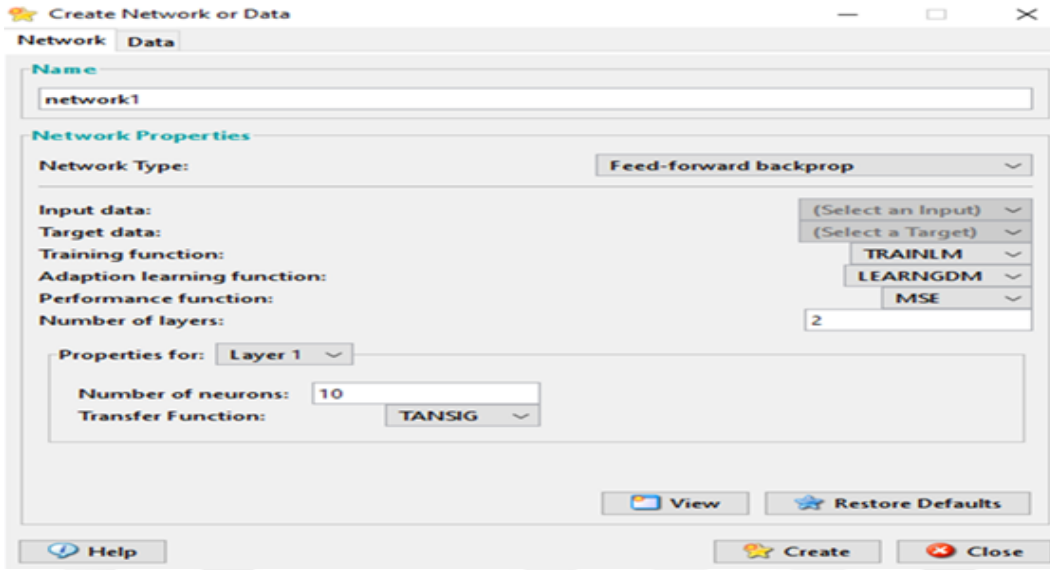
Şekil 2.8. Destekleyici (takviyeli) öğrenmeye ait akış diyagramı

2.6.4. Karma öğrenme

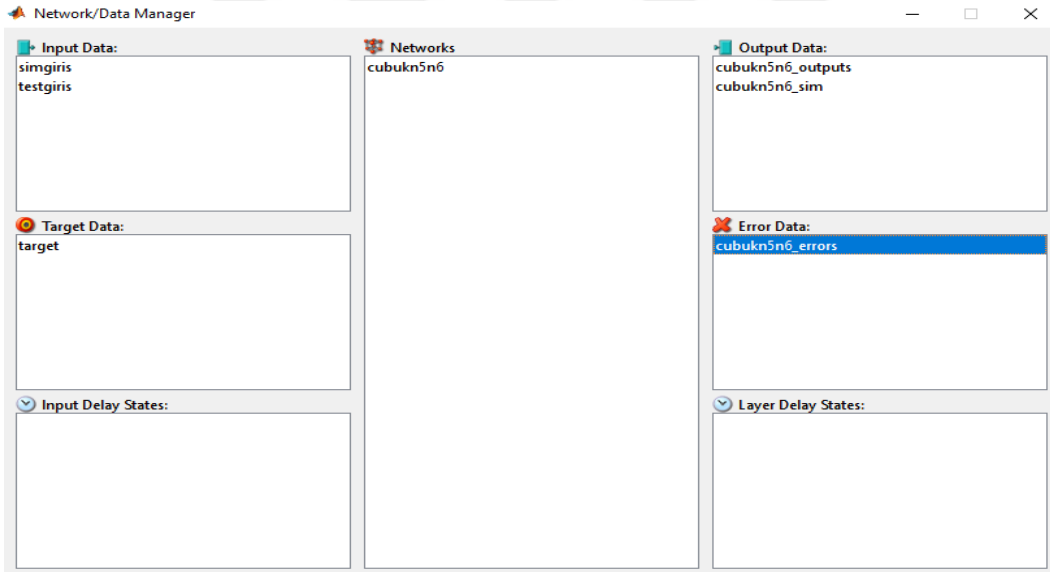
Yukarıda sayılan üç çeşit öğrenmenin birkaçının birlikte kullanılarak gerçekleştirilen öğrenme yöntemidir. Bu öğrenme çeşidinde kısmen denetimsiz, kısmen ise denetimli olarak gerçekleştirilen öğrenme çeşitleri kastedilmektedir. Bu öğrenme yöntemine olasılık tabanlı ve radyal tabanlı ağlar örnek olarak verilebilir.

2.7. Yapay Sinir Ağları Hesaplama Araçları

Bu çalışmada, sistemlerin analizinde ve yapay sinir ağları çalışmalarında sıklıkla kullanılan “MATrix LABoratory” kelimelerinin kısaltması olan Matlab programı kullanılmıştır. Matlab programı ile yapay sinir ağlarının tanımlanması, test ve simülasyonu başarı ile gerçekleştirilebilmektedir. Şekil 2.9’da gösterilen Matlab programına ait yapay sinir ağları arayüzü üzerinden sisteme ait veriler tanıtılabilmektedir. Şekil 2.10’da gösterilen veri yönetim arayüzünden ise eğitime ve teste dair elde edilen veriler görülüp, kaydedilebilmektedir.



Şekil 2.9. Matlab yapay sinir ağı arayüzü

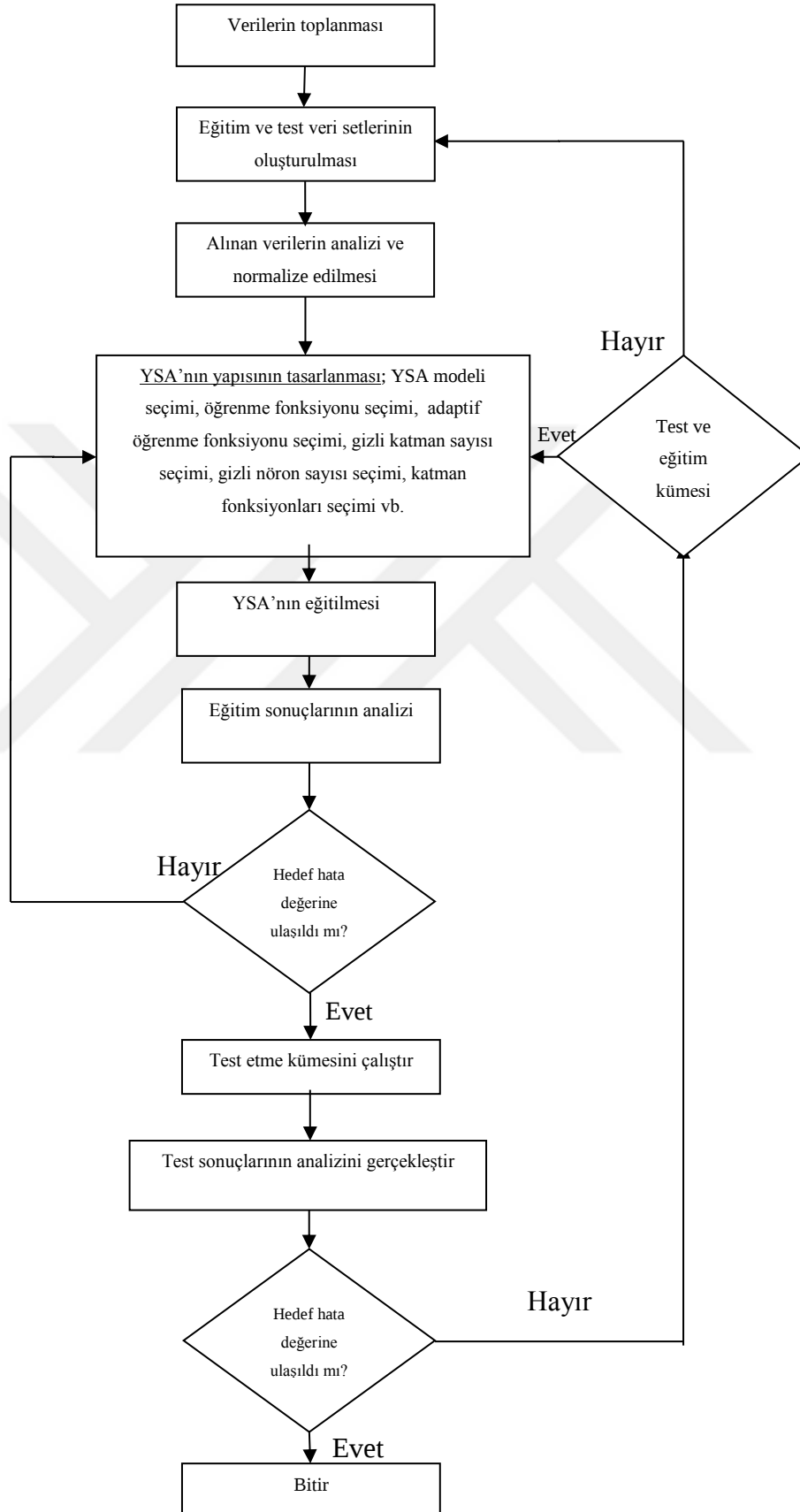


Şekil 2.10. Matlab yapay sinir ağı veri yönetim arayüzü

2.8. Uygulanan Rüzgâr Hızı Tahmin Modelleri

Rüzgâr hızı tahmininde izlenen akış şeması Çizelge 2.2’de verilmiştir. Tahmin işleminde Meteoroloji Genel Müdürlüğü’nden alınan; Ankara iline ait son 30 yıllık ay, basınç, nem, sıcaklık, yağış miktarı ve rüzgâr hızı verileri kullanılmıştır. Giriş verilerinin rüzgâr hızı tahminindeki etkilerini ortaya çıkarmak amacıyla farklı modeller ile Ankara’daki 4 farklı ilçeye ait meteorolojik veriler kullanılarak eğitim ve test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgular ilerleyen bölümde bulgu sonuçları başlığı altında verilmiştir.

Çizelge 2.2. Rüzgâr hızı tahmininde izlenen akış şeması



Eğitim ve test veri setlerini oluşturma: Yapay sinir ağlarında veriler eğitim ve test verileri olmak üzere iki gruba ayrılır. Bu ayırma işlemi için genel bir kural bulunmamaktadır. Tamamen tahmini gerçekleştirecek kişinin tecrübesi, literatürde yapılmış benzer çalışmalar veya deneme-yanılma yaparak elde ettiği sonuçlar neticesinde oluşturulur. Fakat eğitim ve test verilerinin farklı şekillerde gruplandırılması tahmin sonuçlarını önemli derecede etkilemektedir. Veri gruplandırması yaparken seçilen eğitim verileri, eğitim verilerinin kümesinin çalışma aralığını kapsaması gerekir. Eğitim verileri doğru belirlenmediği takdirde doğru sonuç üretilemez. Literatürde yapılan çalışmalarda bu hususta öneriler bulunmaktadır. Birçok araştırmacı gruplandırmayı %90 eğitim - %10 test, %80 eğitim - %20 test veya %70 eğitim, %30 test şeklinde yapmaktadır [27]. Çalışmamızda veriler %80'i eğitim, %20'si test olarak ayrıştırılmıştır.

Verilerin analizi ve verilerin normalize edilmesi: Literatürde yapılan normalizasyon çalışmaları ile ilgili değerlendirmeler incelendiğinde 0,1 – 0,9 arasında gerçekleştirilen normalizasyonların diğer normalizasyon yöntemlerine göre iyi sonuç verdiği görülmektedir. Hava tahmin çalışmalarında uygulanan normalizasyon yöntemlerinden en yüksek tahmin doğruluğu sağlayan “D Min Max Normalizasyon Yöntemi” olduğu tespit edilmiştir [28]. Çalışılan veri setinin 0,1 – 0,9 normalizasyon ölçeğinde -0,9 – 0,9 ölçeğine oranla daha iyi sonuç verdiği görülmüştür [29]. Meteoroloji Genel Müdürlüğünden temin edilen veriler Eşitlik 2.5 yardımıyla 0,1 – 0,9 değeri arasında normalize edilmiştir. Normalize edilen verilerden ilk %80'lik kısmı yapay sinir ağlarının eğitilmesi, geri kalan %20'lik kısmı test edilmesi için kullanılmıştır.

$$Normalizasyon = 0,8 * \frac{x - x_{min}}{x_{maks} - x_{min}} + 0,1 \quad (2.5)$$

Tahmin çalışmamızda kullandığımız D_Min_Max yöntemi kullanılarak normalize edilmiş veri setine ait örnek bir kesit Çizelge 2.3'de verilmiştir.

Çizelge 2.3. D_Min_Max yöntemi kullanılarak normalize edilmiş veri setine ait örnek bir kesit

Ay	Sıcaklık	Basınç	Nem	Yağış miktarı	Rüzgâr
0,1	0,101651	0,729496	0,872429	0,242064	0,308952
0,172727	0,317503	0,600563	0,615666	0,162301	0,178357
0,245455	0,406805	0,303293	0,575616	0,209656	0,431543
0,318182	0,451888	0,221406	0,688071	0,598705	0,33128
0,390909	0,60635	0,335284	0,44799	0,284684	0,532227
0,463636	0,706368	0,377254	0,498757	0,242952	0,567193
0,536364	0,805894	0,257274	0,550736	0,268405	0,461453
0,609091	0,748001	0,269763	0,588709	0,131373	0,445024
0,681818	0,646012	0,445912	0,679369	0,36933	0,220484
0,754545	0,523132	0,544052	0,707554	0,208324	0,192259
0,827273	0,392837	0,634436	0,801283	0,193674	0,157293
0,9	0,176196	0,561159	0,831969	0,177248	0,261769
0,1	0,328909	0,389515	0,811102	0,30037	0,396156
0,172727	0,188169	0,250317	0,788378	0,388568	0,578568
...	...	...	...	...	...
0,827273	0,371085	0,539033	0,709064	0,273585	0,26514
0,9	0,252072	0,726531	0,803643	0,141435	0,231859
...	...	...	...	...	...
0,1	0,253107	0,527686	0,892934	0,30037	0,360769
0,172727	0,272963	0,354787	0,756511	0,228302	0,325803
0,245455	0,342015	0,598339	0,71399	0,374362	0,423117
0,318182	0,44265	0,21998	0,680927	0,350536	0,479568
0,390909	0,56883	0,408846	0,638658	0,448946	0,515798
0,463636	0,679171	0,336196	0,529711	0,319016	0,557504
0,536364	0,827967	0,254993	0,330215	0,15653	0,686835
0,609091	0,777317	0,350453	0,365261	0,204033	0,9
0,681818	0,690109	0,472885	0,326281	0,10296	0,647235
0,754545	0,467186	0,62765	0,683539	0,352016	0,363718
0,827273	0,275648	0,769813	0,764553	0,153718	0,449236
0,9	0,289099	0,660154	0,836643	0,287495	0,287467

YSA yapısının tasarlanması: YSA modeli seçilirken, yapı özelliklerinin belirlenmesi, katman sayısının, nöron sayısının ve öğrenme fonksiyonun belirlenmesi önem arz etmektedir. Bunlar seçilirken uygulanmak istenilen problemin özelliği çok önemlidir. Kullanım amacına göre başarılı ağ türleri ana hatlarıyla Çizelge 2.4’deki gibi gösterilebilir.

Çizelge 2.4. Yapay sinir ağı türleri ve kullanım alanları [30]

Kullanım Amacı	Ağ Türü
Tahmin İşlemi	• Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA)
Sınıflandırma İşlemi (Girdi verilerinin sınıflandırılması işlemi)	• Adaptif Rezonans Teorisi Modelleri (ART) • Öğrenmeli Vektör Kuantalama Modelleri (LVQ) • Counterpropagation • Olasılıklı Sinir Ağları (PNN)
Veri Önileme (Girdi verileri içinde hatalı veya eksik bilgilerin tamamlanması)	• Boltzman Makinesi • Hopfield Ağları • Bidirectional Associative Memory (BAM)

Çalışmamızda rüzgâr hızı tahminin daha sağlıklı gerçekleştirilebilmesi için literatürde en sık kullanılan yapay sinir ağı modelleri kullanılmış yaklaşık olarak 153 farklı model ile Çubuk ilçesi verileri üzerinden denemeler yapılmıştır. Modellere ait bilgiler Ek:1’de sunulmuştur. Bu testler ile elde edilen sonuçlar gerçek değerlerle karşılaştırılmıştır. Yapılan tahminin doğruluk derecesini ölçmek için, ortalama mutlak yüzdesel hata (OMYH), ortalama kare hatası (OKH), karekök ortalama hatası (KOH) ve Belirlilik katsayısı (R^2) değerlerine bakılmıştır. Yapay sinir ağlarından alınan sonuçların yorumlanması ve performansı, çıktı değerlerinin orjinal değerlere dönüştürülmesinden sonra gerçekleştirilmelidir [27]. Testlerin neticesinde OMYH, OKH, KOH, Belirlilik katsayısı değerlerine bakılarak en iyi sonuç veren modeller arasında 24 adet model (n_2 , n_4 , n_7 , n_{10} , n_{14} , n_{19} , n_{21} , n_{24} , n_{27} , n_{30} , n_{31} , n_{35} , n_{37} , n_{38} , n_{12n10} , n_{37n10} , $n_{38epo1200}$, n_{29} , n_{36n6} , $n_{11n10epo2500}$, n_{12} , n_{36} , n_{38n6} , $n_{39epo1200}$) diğer ilçelerin verilerine de uygulanmıştır.

Aşağıdaki denklemlerde kullanılan x_i tahmin edilen rüzgâr hızı değerini, y_i gerçek rüzgâr hızı değerini, n ise ölçüm sayısını ifade etmektedir.

$$OKH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2 \quad (2.6)$$

$$KOH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (2.7)$$

$$OMYH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - x_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (2.8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i)^2} \quad (2.9)$$

YSA mimarisinin seçiminde gizli katman sayısı ve gizli nöron sayısının seçimi de oldukça önemlidir. Karmaşık doğrusal olmayan işlevleri tek katman ile yeterli doğruluk seviyesine yaklaştıran birçok çalışma bulunmaktadır, birçok araştırmacı bunlardan etkilenerek sadece

tek katmanla çalışmaktadır. Tek katman kullanılan çalışmalarda gizli nöron sayısı artırılması gerekebilir. Birçok araştırmacıda iki gizli katmanın bazı problemler için daha iyi fayda sağlayabileceğini savunmaktadır [27]. Bu konuda çalışma yapan birçok araştırmacı iki gizli katmanın yeterli olacağını savunmaktadır. Fazla gizli katman kullanılmasının ağı yavaşlatacağını ve ezberlemeye geçileceğini iddia etmektedirler. Fakat katman sayısının belirlenmesinde standartlaşmış bir kural bulunmaktadır, tamamen deneme yanılma yöntemi ile sonuçlar karşılaştırılmalıdır. Çünkü her duruma, giriş parametresine özgü sonuçlar oluşmaktadır.

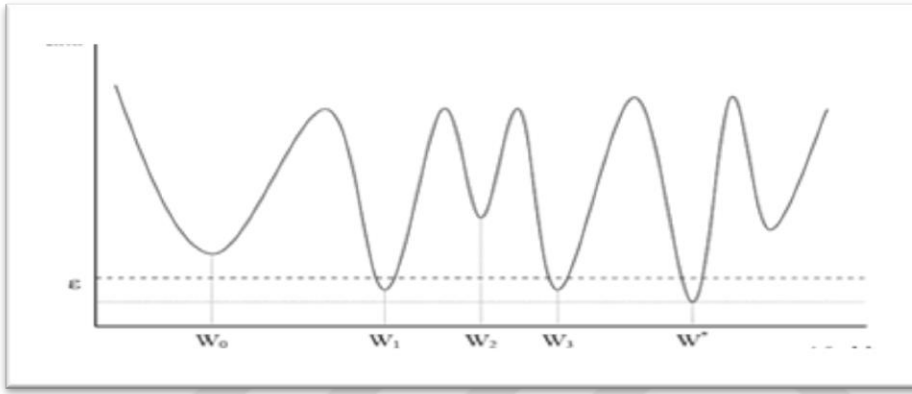
Gizli katmandaki nöron sayısının belirlenmesindeki en yaygın yöntem deneme yanılma yöntemidir. Burada da kesinleşmiş bir kural bulunmamaktadır. Tahmini gerçekleştirecek kişinin yeteneğine kalmış bir şeydir. Gizli nöron sayısını belirlemek önemli fakat bir o kadar da karmaşık bir konudur. Genellikle daha az nörona sahip yapılar daha az genelleme ve uyum sorunu oluşturduğundan tercih edilir. Ancak daha az gizli nörona sahip ağlarda verileri öğrenmek ve modellemek için yeterli güce sahip olmayabilir. Bu konuda birçok çalışma yapılmasına rağmen herkesçe kabul edilebilir teorik bir temel, kriter oluşturulmamıştır. Aşırı uyum sorunlarını önlemek için bazı araştırmacılar $2n+1$, $2n$ veya $n/2$ kuralı gibi bu konuda iddialarda bulunmuştur. Burada ki n ifadesi giriş nöron sayısını ifade etmektedir. Bunun yanında bazı araştırmacılar giriş ve çıkış verisi sayısı ile gizli nöron sayısı arasında ilişki kurarak, gizli nöron sayısını formülize etmektedir. Fakat bu öneriler tam olarak herkesçe kabul edilmemektedir. Bu sezgisel seçimlerin hiçbiri tüm problemler için iyi sonuç vermez [27].

Gizli katman ve nöron sayısının belirlenmesi için literatürde farklı genel kurallar belirten araştırmacılar bulunmaktadır [31].

1. Kural: Girdi verisi ve istenilen çıktı verisi arasındaki ilişkinin karmaşıklığı artınca, gizli katmanlardaki nöronların sayısı da artmalıdır.
2. Kural: Ele alınan süreç aşamalara ayrılabiliriyorsa, gizli katman sayısı artırılmalıdır.
3. Kural: YSA'da kullanılan eğitim verisi sayısı, gizli katmanda kullanılacak nöron sayısı için üst sınır oluşturmaktadır.

YSA'nın eğitilmesi: YSA mimarisi oluşturulduktan sonra YSA eğitim işlemleri için çalıştırılır. YSA çalıştırıldıktan sonra genelde iki yöntem izlenir. Bir grup araştırmacı, gizli

katmanda çok fazla nöron kullanarak başlar. Diğer grup araştırmacı ise tam tersi biçimde küçük bir ağ yapısı kurarak başlarlar. İki grupta istenilen hata değerine ulaşmaya çalışır. Belirlenen hata sınırına ulaşp ulaşmadığı kontrol edilir. Şekil 2.11 'den görüleceği gibi yapay sinir ağları eğitim sırasında W^* noktasını yakalamaya çalışmaktadır. Fakat YSA bazen farklı hata değerine takılmakta ve çözüm üretilmemektedir. Bu yüzden kullanıcı bir hata toleransı belirler. Bu hata toleransı içinde kalan çalışmaları kabul eder. Şekil 2.11'de görüldüğü üzere W_1 ve W_3 noktaları hata sınırları içerisinde W_0 ve W_2 noktaları hata sınırı dışındadır.



Şekil 2.11. Yapay sinir ağlarında hata noktası

Yapay sinir ağları, seçilen veri kümelerinin örnek uzayını temsil edebilecek düzeyde olmadığında veya istenilen giriş, çıkış modeline uygun doğru yapay sinir ağı parametrelerinin (YSA modeli, öğrenme fonksiyonu, katman sayısı, nöron sayısı, katman fonksiyonu vb.) seçilmemiş olması durumlarında hedeflenen hata değerine ulaşmayabilir.

3. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu bölümde çalışma sonucunda elde edilen bulgular sunulmakta ve sonuçlar değerlendirilmektedir.

3.1. Giriş Verilerinin Ağırlıklarının Tespit Edilmesi

Bu bölümde, giriş verilerinden (ay, basınç, nem, sıcaklık, yağış miktarı) hangisinin rüzgâr hızı tahminindeki etkisinin fazla olduğunu belirleyebilmek için bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Giriş verileri sırayla çıkarılarak tahmin işlemi gerçekleştirilmiştir. Söz konusu işlem rastgele seçilen dört farklı ilçe için yapılmıştır. Yapılan tahmin çalışmasına dair sonuçlar Çizelge 3.1’de gösterilmiştir. Çubuk ilçesinde yapılan tahmin çalışmasında en iyi OMYH değerinin bütün giriş verilerinin aynı anda kullanıldığında sağlandığı görülmektedir. Nem bilgisi kullanılmadan sadece ay, sıcaklık, basınç, yağış miktarı bilgileri giriş verisi olarak alındığında OMYH değerinin %26,17 olduğu görülmektedir. Buda nem bilgisinin giriş verileri içerisinde önemli bir yere sahip olduğunu göstermektedir. Çubuk ilçesi için OMYH sonuçları değerlendirildiğinde giriş verilerinin önem sırası nem, basınç, sıcaklık, yağış miktarı, ay bilgisi şeklinde olduğu söylenebilir. Keçiören ilçesine ait sonuçlara bakıldığında en iyi sonucun yağış miktarı verisi kullanılmadan yapılan tahmin çalışmasında alındığı görülmektedir. Keçiören ilçesine ait önem sırasına bakıldığında ay, nem, sıcaklık, basınç, yağış miktarı olduğu görülmektedir. Kızılcahamam ilçesine ait sonuçlara bakıldığında en iyi sonuçların tüm verilerin kullanıldığı veya sıcaklık bilgisinin kullanılmadığı tahmin çalışmalarında alındığı görülmektedir. Kızılcahamam ilçesine ait önem sırasına bakıldığında nem, ay, yağış miktarı, basınç, sıcaklık şeklinde olduğu görülmektedir. Aynı çalışma sonuçları Polatlı ilçesi için incelediğinde yine en iyi sonucun tüm verilerin kullanıldığı sistemde alındığı, önem sırasının ise nem, sıcaklık, yağış miktarı, ay ve basınç şeklinde olduğu görülmektedir.

İlçelere ait sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde tek bir değerlendirmenin hepsi için geçerli olmadığı görülmektedir. Genel olarak nem verisi kullanılmadan yapılan tahmin çalışmalarında iyi sonuçlar elde edildiği söylenebilir fakat bu tüm ilçeler için geçerli değildir. Örnek olarak Keçiören ilçesi için ay bilgisi verisi önem arz ederken, Çubuk ilçesi

için diğer giriş verilerine göre önem arz etmemektedir. Her ne kadar genelleme yapılamasa da Çubuk, Kızılcahamam ve Polatlı ilçeleri için giriş verilerinden neme ait değerlerin önem sırasında birinci sırada olduğu, Keçiören ilçesi için de önemli olduğu görülmektedir. Yine Çizelge 3.1. 'den görüleceği üzere Çubuk, Kızılcahamam ve Polatlı ilçelerinde tüm giriş verilerinin kullanıldığı tahmin çalışmalarında en iyi sonuçların elde edildiği, Keçiören ilçesinde ise en iyi ikinci OMYH değerinin yakalandığı görülmektedir. Önceki bölümlerde de bahsedildiği gibi benzer çalışmalarda benzer sonuçların elde edilememesi riskinin bulunmasına rağmen Çizelge 3.1'de bulunan sonuçlar neticesinde, rüzgar hızı tahmin çalışmasında tüm değerlerin bulunduğu giriş modeli tercih edilmiştir.

Çizelge 3.1. Giriş verilerinin ağırlık sonuçları

İlçe Adı	OMYH değeri (ay, sıcaklık basınç, nem, yağış miktarı)	OMYH değeri (sıcaklık, basınç, nem, yağış miktarı)	OMYH değeri (ay, basınç, nem, yağış miktarı)	OMYH değeri (ay, sıcaklık, nem, yağış miktarı)	OMYH değeri (ay, sıcaklık, basınç, yağış miktarı)	OMYH değeri (ay, sıcaklık, basınç, nem)
Çubuk	9,485531524	13,82921385	16,49943633	18,65996667	26,17571976	16,32062228
Keçiören	7,779103908	9,21878883	8,399994646	8,174425028	9,040003977	7,35107251
Kızılca- hamam	13,13110104	15,28984908	13,13110104	13,31766498	15,30699022	14,71681994
Polatlı	7,883502071	12,34310881	13,51392794	10,6954991	13,62856329	13,34675651

3.2. Anlık Döneme Ait Rüzgâr Hızı Tahmini

Bu bölümde rüzgâr hızı bilinmeyen bölgenin nem, sıcaklık, basınç, yağış miktarı ve mevsimsel faktör olarak ay bilgisi ile yapay sinir ağları metodu kullanılarak rüzgâr hızı tahmini gerçekleştirilecektir. Bu bölümde anlık rüzgâr hızı bilinmeyen fakat ay, basınç, nem, sıcaklık ve yağış miktarı bilinen bölgelerin rüzgâr hız tahminleri yapılmıştır. Çizelge 3.2'de bulunan girdi verileri ile rüzgâr hızı tahminin yapılabileceği gösterilmiştir. Normalizasyonu gerçekleştirilen verilerin %80'i eğitim, %20'si test için kullanılmıştır.

Çizelge 3.2. Girdi ve çıktı verileri

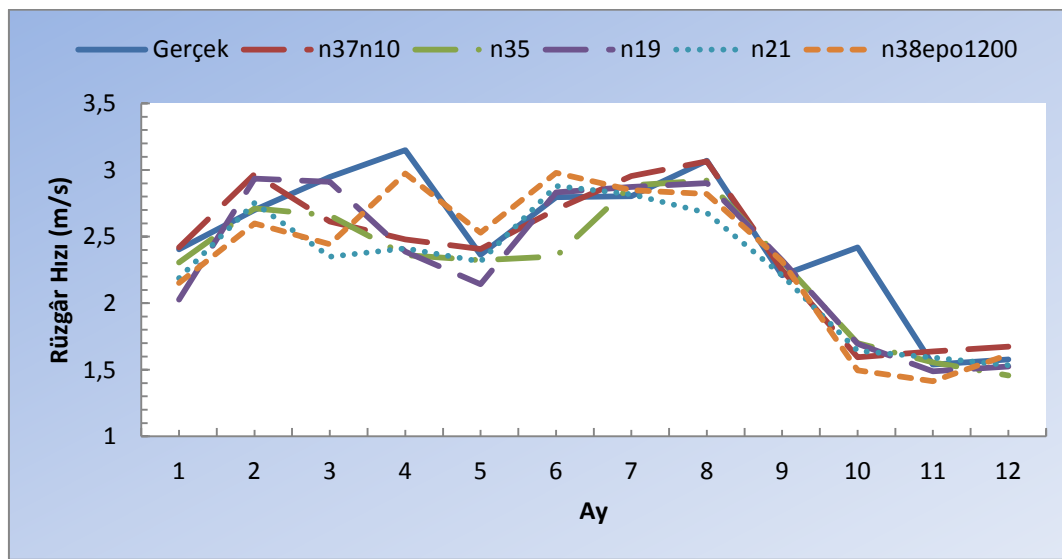
Girdiler	Çıktı
Basınç (n) Sıcaklık (n) Bağıl Nem (n) Yağış miktarı (n) Ay (n)	Rüzgâr Hızı (n)
n = o anki yıl	

Ek:1’de bulunan 153 farklı model ile Çubuk ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahminlerine ait en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.3’de gösterilmiştir. OMYH sonuçlarına bakıldığında en iyi sonucun sırasıyla *n37n10*, *n35*, *n19*, *n21* ve *n38epo1200* modelleri ile alındığı görülmektedir. Bu modellerin Ek:1’de bulunan özelliklerine bakıldığında YSA Modeli, öğrenme fonksiyonu, adaptif öğrenme fonksiyonu, nöron sayısı, katman fonksiyonu açısından farklılıklar olduğu bu yüzden sabit bir yargının çıkarılmayacağı görülmektedir. Bu modellere ait gerçek rüzgâr hızı ve tahmin edilen rüzgâr hızlarına ait karşılaştırma Şekil 3.1’de gösterilmiştir. Sonuçlar incelediğinde her bir modelin farklı zamanlarda diğerlerine göre doğruluk derecesi değişmektedir. Genel olarak farklı model yapıları ile tahmin çalışmasının gerçekleştirilebileceği görülmektedir. Çizelge 3.3’den görüleceği üzere normalize edilmiş test verileri için OKH değerlerine bakıldığında 5 model arasında en iyi değer *n38epo1200* modeli ile alındığı görülmektedir. Fakat gerçek test verileri için OMYH değerlerine bakıldığında en yüksek değerin bu modele ait olduğu görülmektedir. Daha önceden de bahsedildiği normalizasyon verileri üzerinden doğruluk derecesinin ölçülmesinin yapılması tahmini gerçekleştirecek kişiyi yanıltabilir.

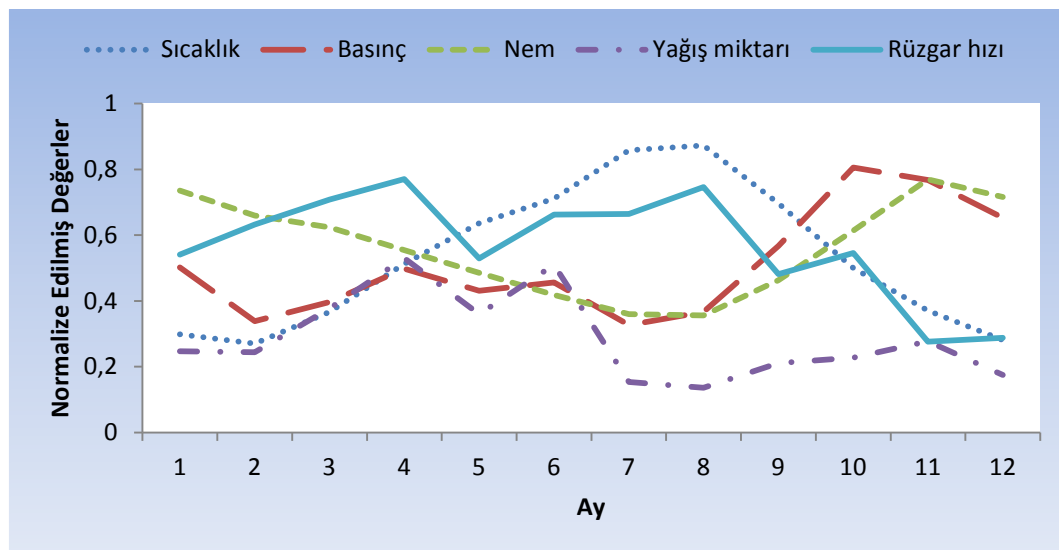
Şekil 3.2 ‘den rüzgâr hızı tahmini gerçekleştirilen yıla ait sonuçlar incelendiğinde, 4. ve 10. aylarda gerçek rüzgâr hızının bir anda arttığı görülmektedir. Çubuk ilçesine ait istasyondan alınan giriş verileri incelendiğinde 4. ayda gerçekleşen rüzgâr hızı artışına benzer şekilde basınç ve yağış miktarı verilerinde de bir önceki ve sonraki aya oranla artış görülmektedir. 10. ayda ise benzer şekilde sadece basınç miktarında bir artış görülmekte, yağış miktarı değerinde ise periyodik olarak bir artış (sonraki ay artış devam etmektedir) bulunmaktadır. Diğer aylara ait veriler incelendiğinde rüzgâr hızında gerçekleşen periyodik değişimler, diğer meteoroloji verilerinde aynı periyodik şekilde gözlemlenmemektedir. 4. ve 10. aylarda basınç değeri rüzgâr hızına benzer şekilde değişim gösterse de rüzgâr hızı tahmininde aynı sonucu görememekteyiz. Sadece *n38epo1200* modeli ile yapılan tahmin çalışmasında 4. ayda rüzgâr hızında bir miktar değişim olduğu gözlemlenmektedir. Bu sonuçlar yapay sinir ağlarının doğrusal bir biçimde tahmin çalışması göstermediğini yinelemiştir.

Çizelge 3.3. Çubuk ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n37n10	0,00777503	0,010771285	0,1037848	8,522059901	0,980977406
n35	0,0119457	0,011728666	0,108298964	9,019920981	0,977379043
n19	0,0123881	0,011059918	0,105166143	9,181811269	0,979633699
n21	0,00988445	0,013552946	0,116417122	9,277122538	0,973482692
n38epo1200	0,0115332	0,010738583	0,103627133	9,462244794	0,980437263



Şekil 3.1. Çubuk ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları



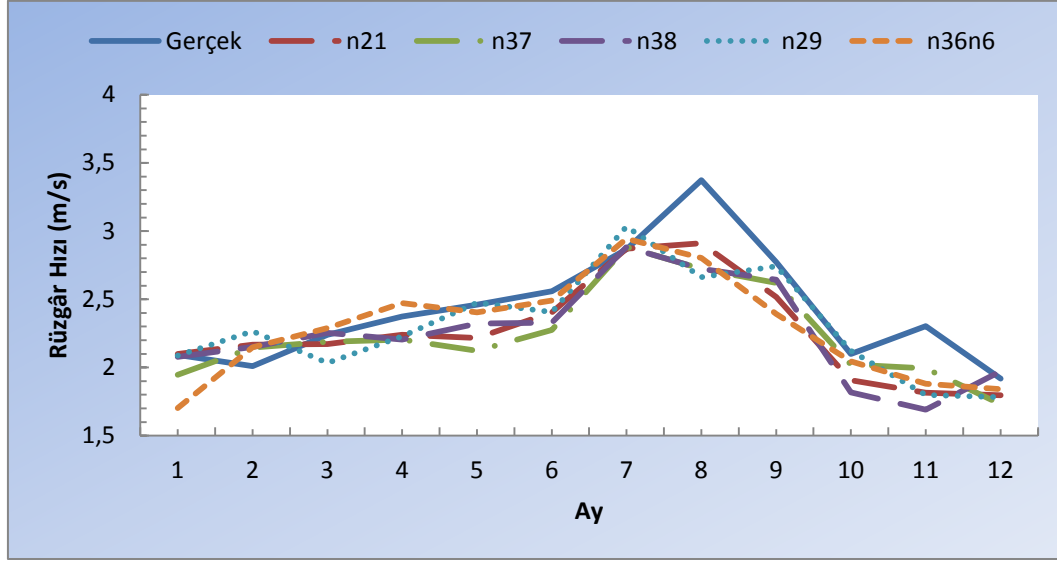
Şekil 3.2. Çubuk ilçesi için tahmini gerçekleştirilen yıla ait veriler

Çubuk ilçesi için en iyi sonuç elde edilen 24 farklı model Keçiören ilçesi için de kullanılmıştır. Keçiören ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.4’de gösterilmiştir. OMYH sonuçlarına bakıldığında en iyi sonucun sırasıyla n_{21} , n_{29} , n_{36n6} , n_{38} ve n_{37} modelleri ile alındığı görülmektedir. Bu modellerin Ek:1’de bulunan özelliklerine bakıldığında en iyi 5 modelden 3 modelin elman geri yayılım ağı YSA modeli olduğu, öğrenme fonksiyonlarının trainlm ve trainscg, adaptif öğrenme fonksiyonun learnngdm (4 modelde) olduğu görülmektedir. Yine burada en iyi sonuç alınan YSA modeli, öğrenme fonksiyonu gibi sabit bir hipotez sunulamamaktadır. Şekil 3.3’de sunulan tahmin sonuçları incelendiğinde farklı modellerle rüzgâr hızı tahminin Keçiören ilçesinde gerçekleştirilebileceği görülmektedir.

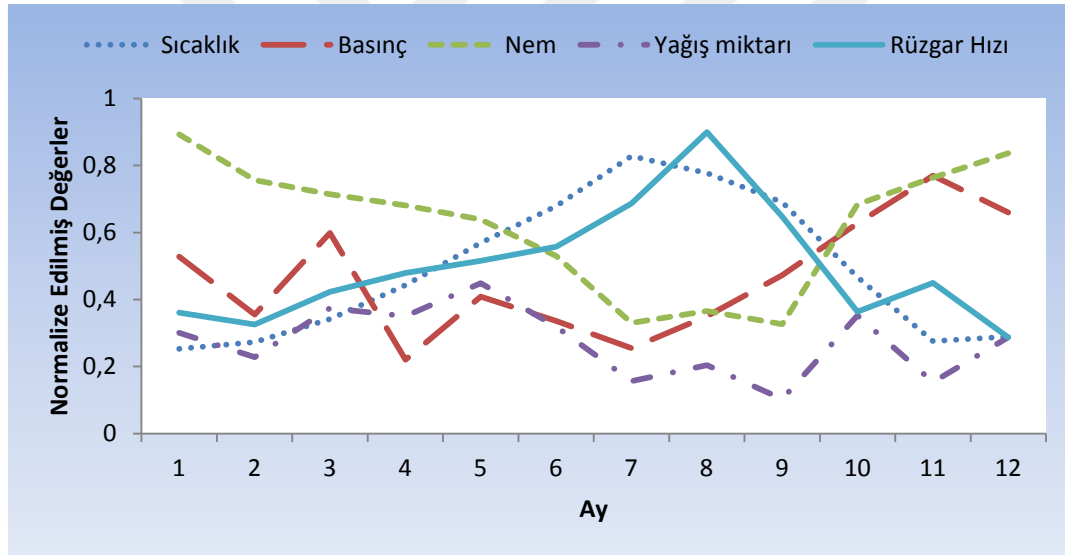
Şekil 3.4’den görüleceği üzere 8. ve 11. aylarda gerçek rüzgâr hızının arttığı görülmektedir. 8. ay’da sıcaklık değerinde periyodik bir düşüş bulunmakta olup 9. ayda devam etmektedir. 11. ay’da ise sıcaklık değerinde 10. ve 12. aylara göre yükseliş bulunmaktadır. Basınç değerlerinde 8. ayda periyodik bir artış, 11. ayda ise önceki ve sonraki aya göre artış bulunmaktadır. Nem değerlerine bakacak olursak 8. ayda önceki ve sonraki aya göre hafif artış olduğu, 11. ayda ise periyodik bir artışın olduğu görülmektedir. Yağış miktarı verilerine bakacak olursak 8. ayda bir önceki ve sonraki aya oranla artış olduğu, 11. ayda ise bir önceki ve sonraki göre azalış olduğu görülmektedir. Yapay sinir ağları her ne kadar istatistiksel yöntemlerden farklı olarak doğrusal olarak çalışmasa da bu farklılıkların tahmini güçleştirdiği ve bu yüzden 8. ve 11. ayda gerçekleşen rüzgâr hızı yükselişini yakalamakta başarısız olmasına neden olmuş olabilir.

Çizelge 3.4. Keçiören ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n_{21}	0,00751217	0,010341999	0,101695621	7,717228909	0,988858572
n_{37}	0,00801388	0,012558962	0,112066773	8,363748135	0,986167583
n_{38}	0,00831627	0,015056543	0,122705107	8,123648146	0,983707182
n_{29}	0,00890206	0,014239806	0,11933066	7,748030491	0,985242934
n_{36n6}	0,00460218	0,012656402	0,112500676	7,936369079	0,986672001



Şekil 3.3. Keçiören ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

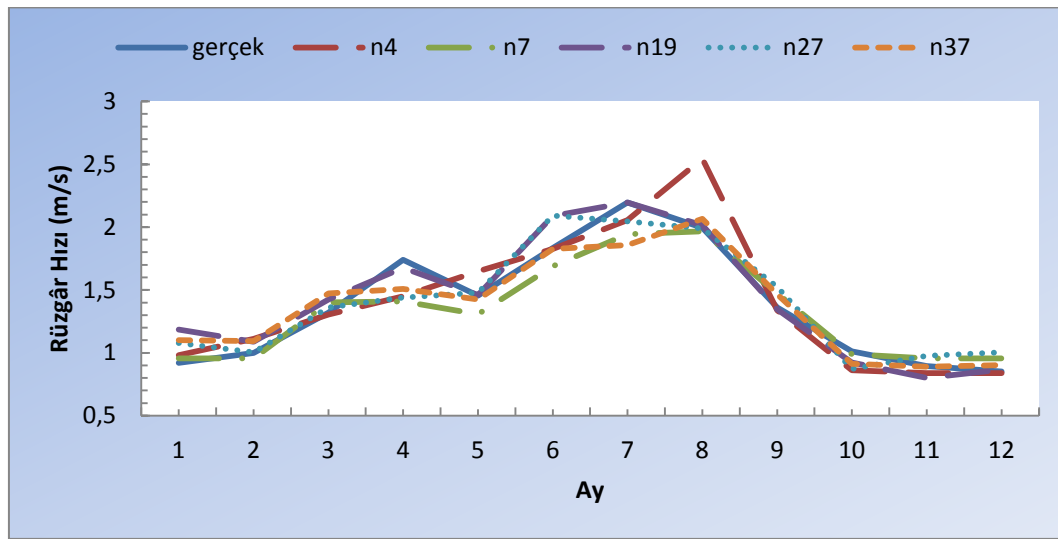


Şekil 3.4. Keçiören ilçesi tahmini gerçekleştirilen yıla ait veriler

Çubuk ilçesinde en iyi sonuçlar elde edilen 24 farklı model Kızılcahamam ilçesi için de kullanılmıştır. Kızılcahamam ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.5 ve Şekil 3.5’de gösterilmiştir. Sonuçlar incelediğinde eğitimde en iyi sonuç alınan model *n7* modeli olmasına karşın test işleminde en iyi sonuç *n19* modelinde alınmıştır. OMYH değerleri ve tahmin sonuçlarına ait grafikler incelediğinde Kızılcahamam ilçesinde rüzgâr hızının söz konusu giriş verileri ile tahmin edilebileceği, bu tahminin doğruluk derecesinin deneme-yanılma yöntemi ile geliştirilen farklı modellerle geliştirilebileceği görülmektedir.

Çizelge 3.5. Kızılcahamam ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n4	0,0103836	0,006820818	0,082588244	8,963836961	0,981672301
n7	0,00889344	0,003563194	0,059692499	7,870877313	0,988861363
n19	0,00934333	0,002472997	0,049729234	7,276050261	0,993393695
n27	0,0086339	0,003956763	0,062902809	9,468589865	0,989013345
n37	0,00994178	0,003698024	0,060811377	8,31194192	0,989173405

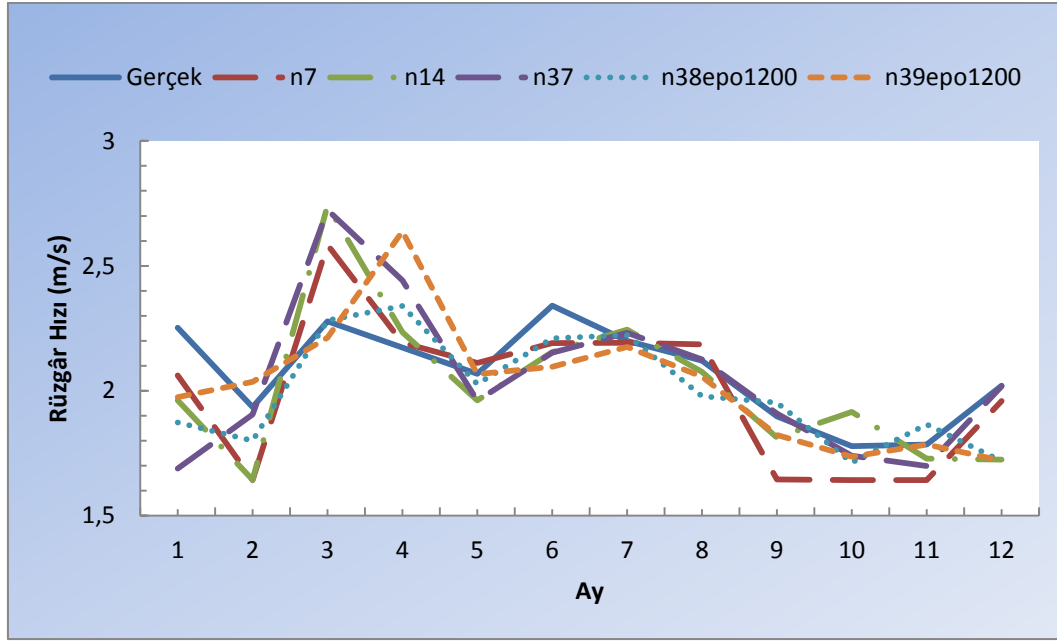


Şekil 3.5. Kızılcahamam ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Çubuk ilçesi için denenen modellerden en iyi sonuçlar elde edilen 24 farklı model Elmadağ ilçesi için de kullanılmıştır. Elmadağ ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.6 ve Şekil 3.6’da gösterilmiştir. Çizelge 3.6’da bulunan normalize edilmiş test verileri için OKH değerlerine bakıldığında en iyi sonucun *n7* modeli ile gerçekleştirildiği fakat OMYH değerlerine göre ise en iyi tahminin *n38epo1200* modeli yapıldığı görülmektedir. Bu farklılıkta bize tahminin başarısının ölçülmesinin normalizasyon değerleri üzerinden yapılmasının yanlış olabileceğini göstermektedir. Eğitim sonuçlarına bakıldığında ise *n14* modeli ile en iyi sonuçların yakalandığı söylenebilir fakat bu durumun gerçek test verileri için OMYH değerlerine bakıldığında 5 model arasında en kötü sonuç veren model olduğu görülmektedir. Buda tahminden elde edilen sonuçların bazen bizi yanıltabileceği hatta çok iyi sonuçlar veren bir modelin ezberlediğinden bu sonuçları verebileceğini göstermektedir.

Çizelge 3.6. Elmadag ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n7	0,00993445	0,00677277	0,082296838	6,809977272	0,9928863
n14	0,00583256	0,013136815	0,114615946	8,182151965	0,98888559
n37	0,00805364	0,017805953	0,133438947	6,761633075	0,987435267
n38epo1200	0,0109855	0,00772071	0,08786757	6,092580407	0,993095421
n39epo1200	0,00670832	0,01265958	0,112514798	6,467921881	0,990616337

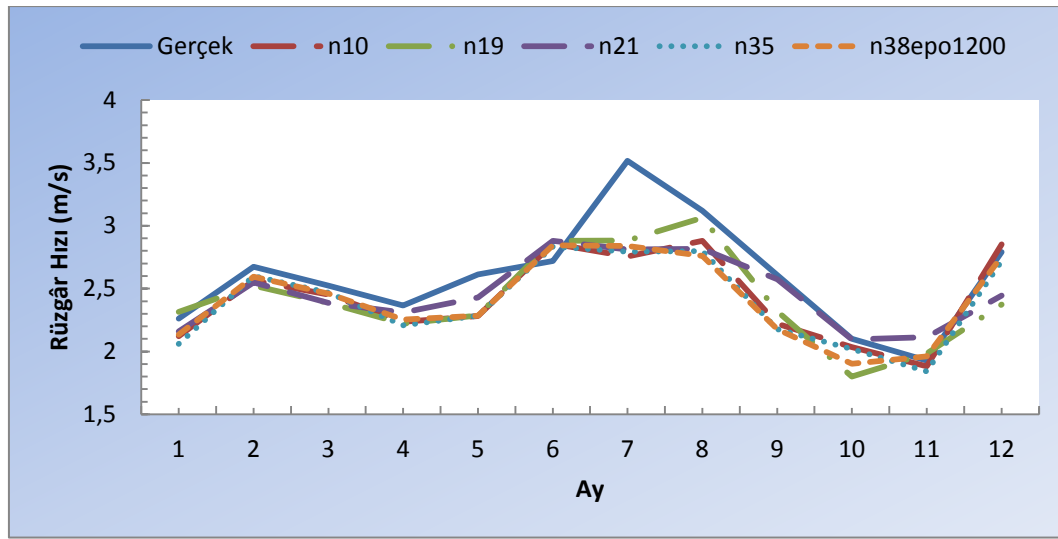


Şekil 3.6. Elmadag ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Çubuk ilçesi için denenen modellerden en iyi sonuçlar elde edilen 24 farklı model Polatlı ilçesi için de kullanılmıştır. Polatlı ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.7 ve Şekil 3.7’de gösterilmiştir. Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH değerleri ve gerçek test verileri için OMYH değerlerine ait sonuçlar karşılaştırıldığında uyumluluk gösterdiği görülmektedir. Şekil 3.7’den 7. ayda ki ani rüzgar hızı dışında diğer aylarda ki rüzgar hızının tüm modellerle yakalandığı görülmektedir. Genel itibariyle sonuçlara bakıldığında rüzgâr hızı tahmin çalışmasının farklı modellerle gerçekleştirilebileceği görülmektedir.

Çizelge 3.7. Polatlı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n10	0,00825816	0,010611476	0,103012017	7,34832429	0,986449845
n19	0,00842815	0,010356596	0,101767362	8,428603715	0,986710172
n21	0,00728668	0,009237081	0,096109733	6,928587029	0,988460704
n35	0,00834037	0,011103964	0,105375349	7,952577822	0,985487168
n38epo1200	0,00781877	0,010589187	0,102903775	7,715113383	0,98630911

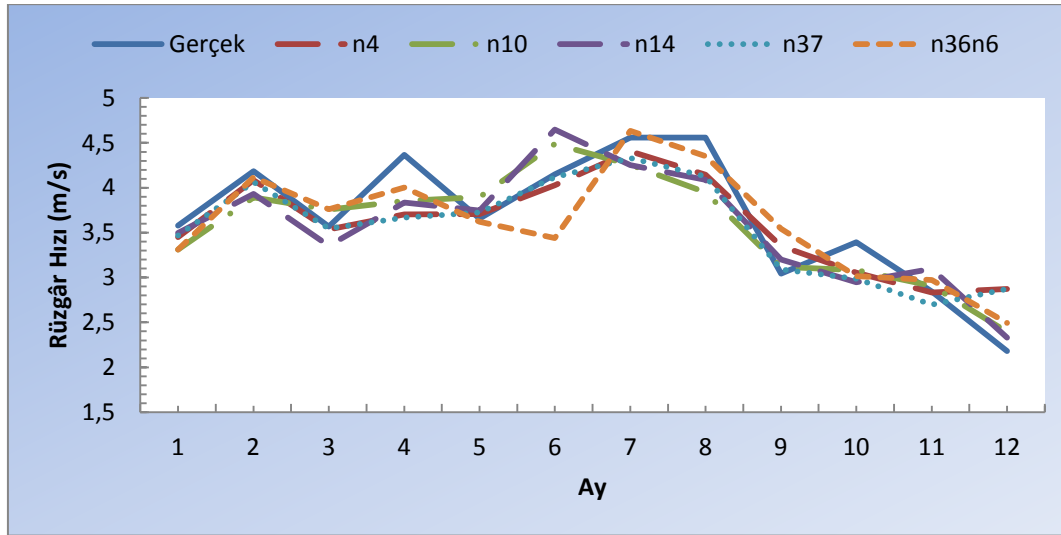


Şekil 3.7. Polatlı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Çubuk ilçesi için denenen modellerden en iyi sonuçlar elde edilen 24 farklı model Şereflikoçhisar ilçesi için de kullanılmıştır. Şereflikoçhisar ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.8 ve Şekil 3.8’de gösterilmiştir. Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH değerlerine bakıldığında en kötü sonucun *n10* modelinde alındığı fakat normalize edilmiş test verileri için OKH değerlerine bakıldığında en iyi sonucun *n10* modelinde alındığı görülmektedir. Buda eğitimde ve test işleminde farklılık yaşanabileceğini göstermektedir. Gerçek değerler ile ilgili sonuçlara bakıldığında (gerçek test verileri için OMYH ve gerçek test verileri için belirlilik katsayısı) yine en iyi sonucun *n10* modelinde alındığı görülmektedir. Şekil 3.8’de ki sonuçlar değerlendirildiğinde tahminlerin başarılı sayılabilecek şekilde gerçekleştirildiği görülmektedir.

Çizelge 3.8. Şereflikoçhisar ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n4	0,00686624	0,008612203	0,092801955	7,594348417	0,991309453
n10	0,00752233	0,007814211	0,088398026	7,509564494	0,992083433
n14	0,00718172	0,008059333	0,089773786	7,688684714	0,991859752
n37	0,00674556	0,008952093	0,0946155	7,512612514	0,990792725
n36n6	0,00415913	0,008182999	0,090459932	7,811258406	0,991845

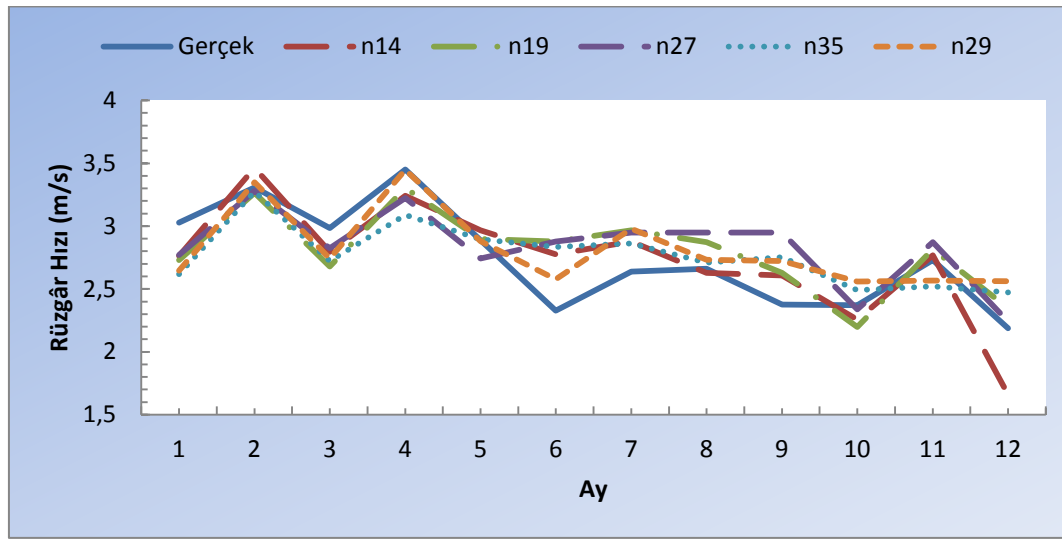


Şekil 3.8. Şereflikoçhisar ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Çubuk ilçesi için denenen modellerden en iyi sonuçlar elde edilen 24 farklı model Haymana ilçesi için de kullanılmıştır. Haymana ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 5 farklı sonuç Çizelge 3.9 ve Şekil 3.9’da gösterilmiştir. Eğitim ve test sonuçlarına bakıldığında benzer oldukları görülmektedir. Şekil 3.9’da ki sonuçlar incelendiğinde 6. ve 9. Aydaki rüzgar hızındaki düşüşün tahminlerle yakalanamadığı fakat genel itibariyle tahmin çalışmasının başarılı olduğu değerlendirilebilir.

Çizelge 3.9. Haymana ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n14	0,00516434	0,006590314	0,081180747	8,170001488	0,991472878
n19	0,00573308	0,006629178	0,081419766	8,215126165	0,991709325
n27	0,00575221	0,008402706	0,091666275	8,815335836	0,989741431
n35	0,00686164	0,00804396	0,089688124	8,962714031	0,989681837
n29	0,00521243	0,0059947	0,077425449	7,85949893	0,992573007

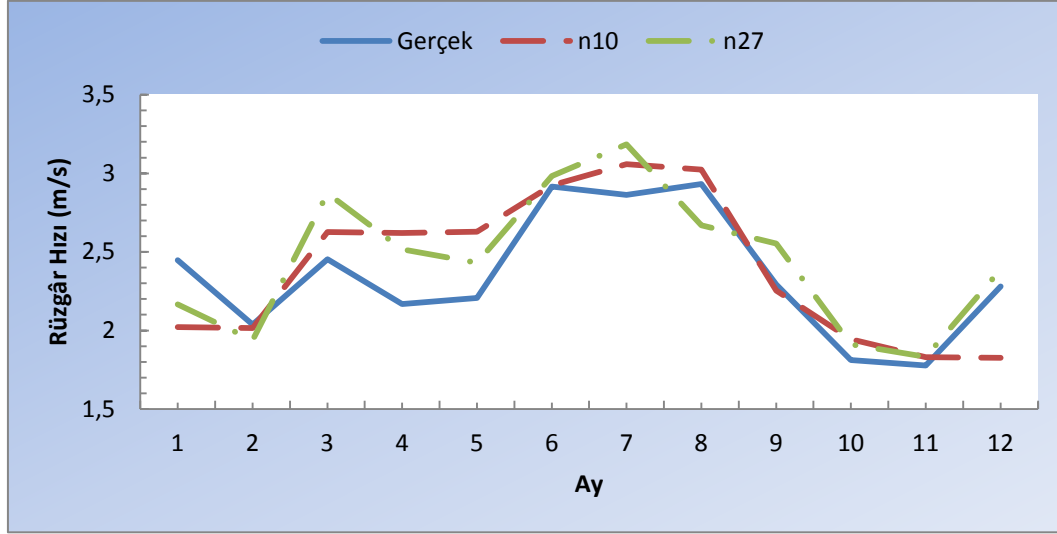


Şekil 3.9. Haymana ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Gölbaşı ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 2 farklı sonuç Çizelge 3.10 ve Şekil 3.10’da gösterilmiştir. Eğitim ve test sonuçlarına bakıldığında tahmine ait doğruluk derecesinin değerlendirmesinde modellerde farklılık olmadığı görülmektedir. Şekil 3.10’da ki sonuçlar değerlendirildiğinde yapılan tahminlerin doğruluk derecesinin yüksek olduğu görülmektedir.

Çizelge 3.10. Gölbaşı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n10	0,0067693	0,01042038	0,102080261	8,962409522	0,987858679
n27	0,00441991	0,008455737	0,091955079	8,894112625	0,990534626

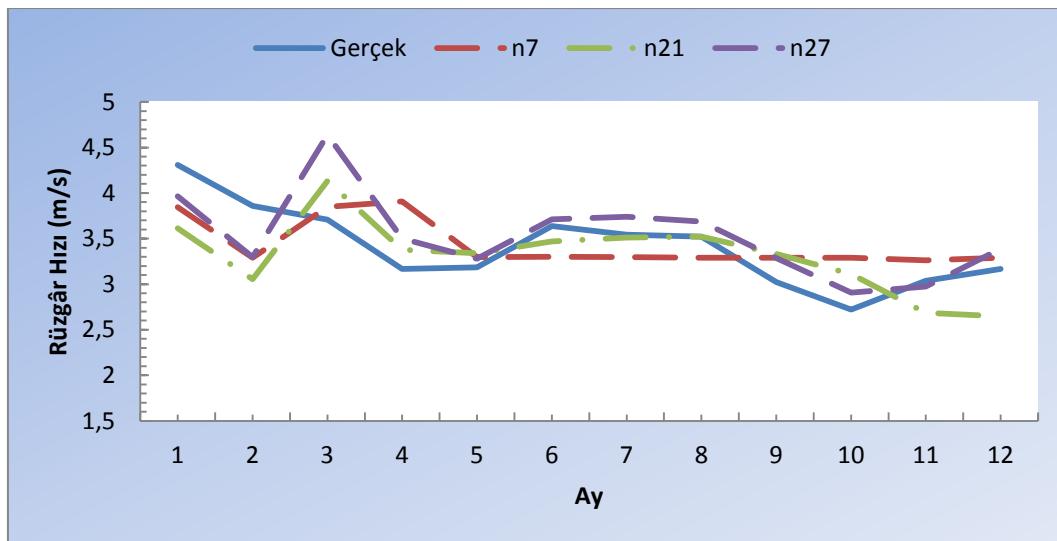


Şekil 3.10. Gölbaşı ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Bala ilçesi için yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmasında elde edilen en iyi 3 farklı sonuç Çizelge 3.11 ve Şekil 3.11 'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.11. Bala ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
n7	0,00772626	0,008207361	0,090594486	10,00259646	0,98727643
n21	0,00619122	0,009312921	0,096503476	9,844389946	0,984647728
n27	0,00620719	0,007501415	0,086610708	8,183957025	0,989118234



Şekil 3.11. Bala ilçesi için anlık rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Bu bölümde yapılan rüzgâr hızı tahminlerinin sonuçları en iyi ortalama mutlak yüzdesel hata (OMYH) sonuçlarını veren modeller seçilerek Çizelge 3.12’de özetlenmiştir. Çizelge 3.12’den görüleceği üzere her ilçe için aynı modeller uygulanmasına rağmen en iyi sonuç elde edilen modeller genel itibariyle farklılık göstermektedir. Bunun temel sebebi her ilçenin ayrı bir karakteristik yapıya sahip olması ve yapay sinir ağlarının çalışma şartlarına bağımlı olmasıdır. Çizelge 3.12 ve ilçelerin kendilerine ait sonuç tablolarındaki değerler incelendiğinde, eğitim işlemine ait OKH değerlerinin yanıltıcı olabileceği, test işlemine geçildiğinde eğitimde daha düşük olan OKH değerinin test işleminde daha iyi çıkabileceği görülebilmektedir.

Çizelge 3.12. Anlık rüzgâr hızı tahminine ait toplu sonuçlar

	Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
Çubuk	n37n10	0,00777	0,01077	0,10378	8,52	0,980
Keçiören	n21	0,00751	0,01034	0,10169	7,71	0,988
Gölbaşı	n27	0,00676	0,00845	0,09195	8,89	0,990
Kızılcahamam	n19	0,00934	0,00247	0,04972	7,27	0,993
Elmadağ	n38epo1200	0,01098	0,00772	0,08786	6,09	0,993
Polatlı	n21	0,00728	0,00923	0,09610	6,92	0,988
Bala	n27	0,00620	0,00750	0,08661	8,18	0,989
Şereflikoçhisar	n10	0,00752	0,00781	0,08839	7,50	0,992
Haymana	n29	0,00521	0,00599	0,07742	7,85	0,992

Literatürde gerçekleştirilen benzer tahmin çalışmalarında genel olarak OMYH değeri %10’un altında olan tahminler doğruluk derecesi yüksek tahmin çalışmaları olarak değerlendirilmektedir [10,32-40].

17 Haziran 2014 tarih ve 29033 sayılı resmi gazetede yayımlanan “Rüzgar ve Güneş Enerjisine Dayalı Önlisans Başvuruları İçin Yapılacak Rüzgar ve Güneş Ölçümleri Uygulamalarına Dair Tebliğ” adlı tebliğ de rüzgar enerji santrali kurulacak sahada en az bir yıllık rüzgar ölçümü yapılması, rüzgar ölçüm istasyonlarına ait kurulum ve sonuç raporlarının Enerji Piyasası Düzenleme Kuruluna sunulması zorunlu kılınmıştır. Rüzgâr

ölçüm istasyonlarında; rüzgâr hızı sensörü, rüzgâr yön sensörü, hava sıcaklık sensörü, bağıl nem sensörü, basınç sensörü, ölçüm kayıt cihazının bulunması istenmektedir [41]. Tebliğde bulunan bu ölçümlere ait asgari sınırlara ait bilgiler Çizelge 3.13’de verilmiştir. Çizelge 3.13’den görüleceği üzere rüzgâr hızı ölçerlerin doğruluk oranı asgari olarak 5m/s’e kadar $\pm 0,5$ m/s, 5m/s’den sonra ± 10 % olarak istenmiştir. Şekil 3.12’den ve rüzgâr hızı tahmin sonuç grafiklerimizden görüleceği üzere Ankara’nın rüzgâr hızı genel itibari ile 5m/sn altındır. Çizelge 3.13’deki rüzgâr hız ölçümü hata sınırları değerlendirildiğinde, düşük rüzgâr hızına sahip bölgelerde ölçüm hatalarının daha geniş tutulduğu görülmektedir. O yüzden Ankara iline ait rüzgâr hızı tahmini çalışmamızın, daha iyi bir potansiyele sahip bir bölgede yapılacak çalışmaya göre hata oranlarının biraz daha yüksek çıkması olağan gözükmemektedir.

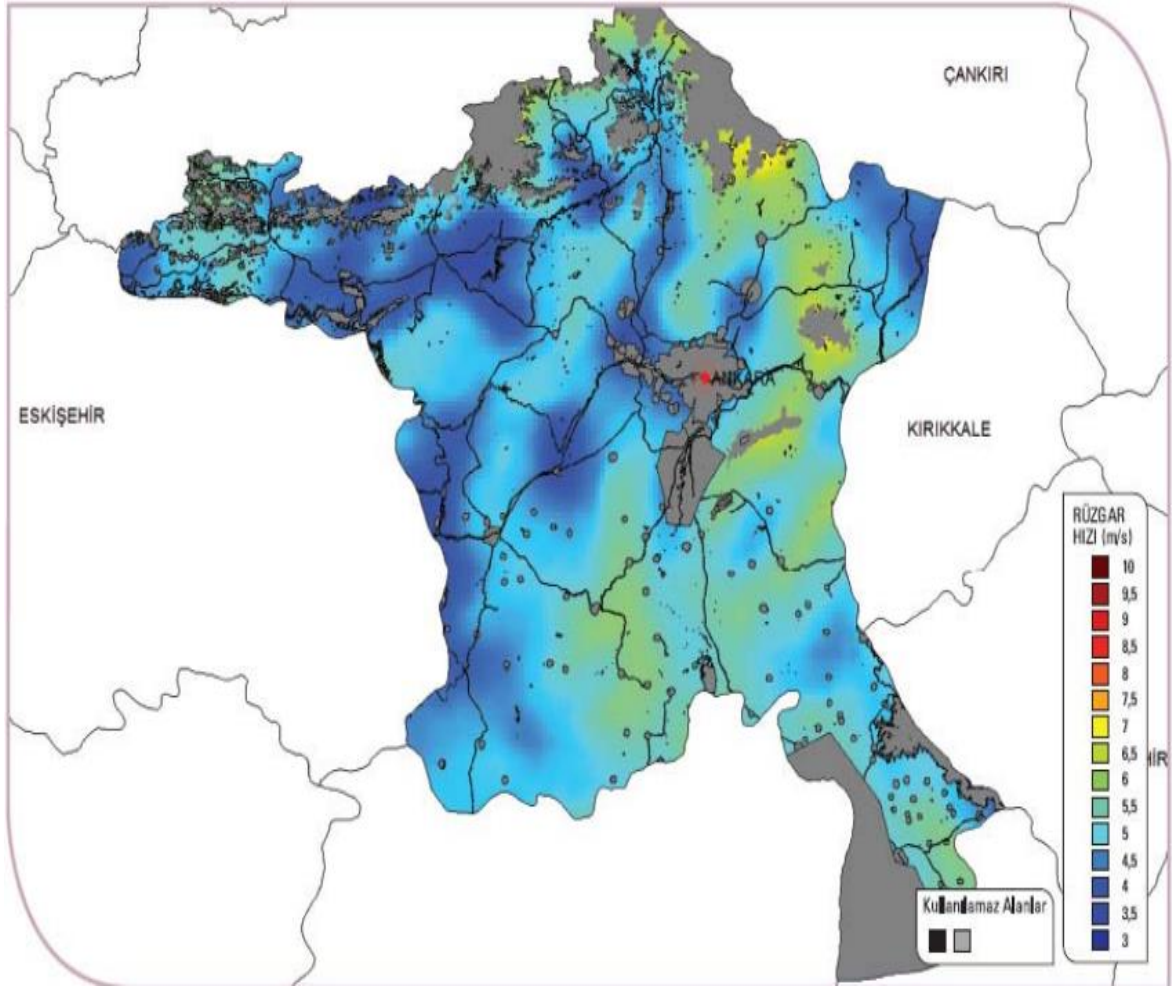
Ankara ili için gerçekleştirdiğimiz rüzgâr hızı tahminlerimizde, gerek literatürde yapılan benzer çalışmalar gerekse de söz konusu tebliğdeki rüzgâr hızı ölçüm hata kriterinin de sağlanması için hata oranı olarak asgari %10 hedeflenmiştir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar değerlendirecek olursak, gerçekleştirilen tahminlerimizde en küçük OMYH değerimiz Elmadağ ilçesinde % 6,09, en yüksek OMYH değerimiz Gölbaşı ilçesinde %8,89 çıkmıştır. Literatürde yapılan benzer çalışmalar ve yukarıda bahsedilen tebliğde belirtilen sınırlar çerçevesinde değerlendirdiğimizde tahminlerimizin yüksek doğruluk derecesine sahip olduğu söylenebilir. Literatürde yapılan benzer çalışmaların bir kısmına ait veriler giriş kısmında sunulmuştur.

OMYH değerinin yanında, tahmininin doğruluk derecesini ölçmek için kullandığımız diğer değerler için literatür çerçevesinde yorum yapmak gerekirse OKH ve KOH değerlerinin mümkün olduğunca sıfıra yakın olduğu, Belirlilik katsayısı değerinin 1’e yakın olduğu tahminler doğruluk derecesi yüksek tahminlerdir. R^2 değeri büyük ya da KOH değeri küçük dağılım fonksiyonları en iyi dağılım fonksiyonu olarak kabul edilir [42-44]. OKH, KOH ve Belirlilik katsayısı değerlerimiz doğrultusunda da elde edilen sonuçların iyi olduğu değerlendirilmektedir.

Çizelge 3.13. Rüzgâr ölçüm istasyonunda kullanılacak sensörlerin asgari özellikleri [41]

Sensör Adı	İstenilen Özellikleri	İlave Özellikler
Rüzgâr Hız Ölçer	Ölçüm aralığı: 0 - 75 m/s Eşik değeri: 0,5 m/s Çözünürlük: 0,1 m/s Doğruluk: $\pm 0,5$ m/s (5 m/s' ye kadar), $\pm 10\%$ (5 m/s'nin üzerinde) Mesafe sabiti: 2 - 5 m	
Rüzgâr Yön Ölçer	Ölçüm aralığı: 0. . . 360° Çözünürlük: 1° Doğruluk : $\pm 5^\circ$	
Hava Sıcaklığı Ölçer	Ölçüm aralığı: - 40 °C. . . +60 °C Çözünürlük: 0,1 °C Doğruluk : $\pm 0,3$ °C	Sensör uygun şekilde havalandırılan özel siperi içine kurulacaktır. Sıcaklık sensöründe kullanılan siper güneşlenmeden en az etkilenen bir maddeden yapılmış olmalıdır.
Hava Nemi Ölçer	Ölçüm aralığı : %0. %100 Çözünürlük : %1 Doğruluk : % 3	Sensör uygun şekilde havalandırılan özel siperi içine kurulacaktır. Nem sensöründe kullanılan siper güneşlenmeden en az etkilenen bir maddeden yapılmış olmalıdır.
Basınç Ölçer	Ölçüm aralığı: 750.....1050 hPa Çözünürlük: 0,5 hPa Doğruluk : $\pm 1,0$ hPa (tam ölçüm aralığında) Kararlılık : $\pm 0,5$ hPa / yıl	
NOT: Başvuru sahibi; basınç, sıcaklık, nem, rüzgar hızı ve rüzgar yönü sensörlerine ait güncel (öngörülen ölçüm periyodunun bir bölümünü veya tamamını kapsayan) kalibrasyon sertifikalarını kurulum kontrolünde verir.		



Şekil 3.12. Ankara ili rüzgâr hızı verileri [45]

3.3. Gelecek Döneme Ait Rüzgâr Hızı Tahmini

Bu bölümde geçmiş döneme ait meteorolojik verilerle gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmini gerçekleştirilmiştir. Uzun vadeli rüzgar hızı tahmini, uzun yıllar için yapılacak rüzgar enerjisi santrallerinin enerji gücü hesaplamalarında, ekipman seçimi, yatırım geri dönüş hesaplamalarında, risk analizlerinde, kullanım yerlerinin tespitinde kullanılmaktadır [1, 46]. Takip eden geçmiş 3 yılın (n-2, n-1, n) ay, basınç, nem, sıcaklık, yağış miktarı, rüzgâr hızı verileri girdi olarak alınmış bir sonraki yılın (n+1) rüzgâr hızı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yine Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınan ve normalizasyonu gerçekleştirilen verilerin %80'ini eğitim, %20'si test için kullanılmıştır. Gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmininde kullanılan yapay sinir ağlarına ait girdi ve çıktı verileri Çizelge 3.14'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.14. Gelecek yıllara ait rüzgâr hızı tahmin yöntemi

Ay	Girdi Verileri					Tahmin Edilen Rüzgâr Hızı
	Sıcaklık	Basınç	Nem	Yağış Miktarı	Rüzgâr Hızı	
(n-6),(n-7),(n-8)	(n-6),(n-7),(n-8)	(n-6),(n-7),(n-8)	(n-6),(n-7),(n-8)	(n-6),(n-7),(n-8)	(n-6),(n-7),(n-8)	(n-5)
(n-5),(n-6),(n-7)	(n-5),(n-6),(n-7)	(n-5),(n-6),(n-7)	(n-5),(n-6),(n-7)	(n-5),(n-6),(n-7)	(n-5),(n-6),(n-7)	(n-4)
(n-4),(n-5),(n-6)	(n-4),(n-5),(n-6)	(n-4),(n-5),(n-6)	(n-4),(n-5),(n-6)	(n-4),(n-5),(n-6)	(n-4),(n-5),(n-6)	(n-3)
(n-3),(n-4),(n-5)	(n-3),(n-4),(n-5)	(n-3),(n-4),(n-5)	(n-3),(n-4),(n-5)	(n-3),(n-4),(n-5)	(n-3),(n-4),(n-5)	(n-2)
(n-2),(n-3),(n-4)	(n-2),(n-3),(n-4)	(n-2),(n-3),(n-4)	(n-2),(n-3),(n-4)	(n-2),(n-3),(n-4)	(n-2),(n-3),(n-4)	(n-1)
(n-1),(n-2),(n-3)	(n-1),(n-2),(n-3)	(n-1),(n-2),(n-3)	(n-1),(n-2),(n-3)	(n-1),(n-2),(n-3)	(n-1),(n-2),(n-3)	n
(n),(n-1),(n-2)	(n),(n-1),(n-2)	(n),(n-1),(n-2)	(n),(n-1),(n-2)	(n),(n-1),(n-2)	(n),(n-1),(n-2)	(n+1) (Gelecek Yıl)

Bir önceki bölümde kullanılan modeller ile gelecek döneme ait tahmin çalışmalarında istenilen neticelere erişilemediğinden farklı modellerle de denemeler yapılmıştır. Bu modellerin bir kısmı Ek:2’de sunulmuştur. Bu bölümde yapılan tahmin çalışmalarında iyi netice alınan modellerin özelliklerinden görüleceği üzere bir önceki bölümde kullanılan modellerden farklı olarak öğrenme fonksiyonu traingdx, trainda, traingdm ve traingd olan tasarımlarla başarı sağlanmıştır. Ek:2’de bulunan modeller ile yapılan denemelerden OMYH değeri %10’un altında olanların sonuçları Çizelge 3.15’de sunulmuştur. Her ilçede birbirinden farklı modellerle daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmektedir.

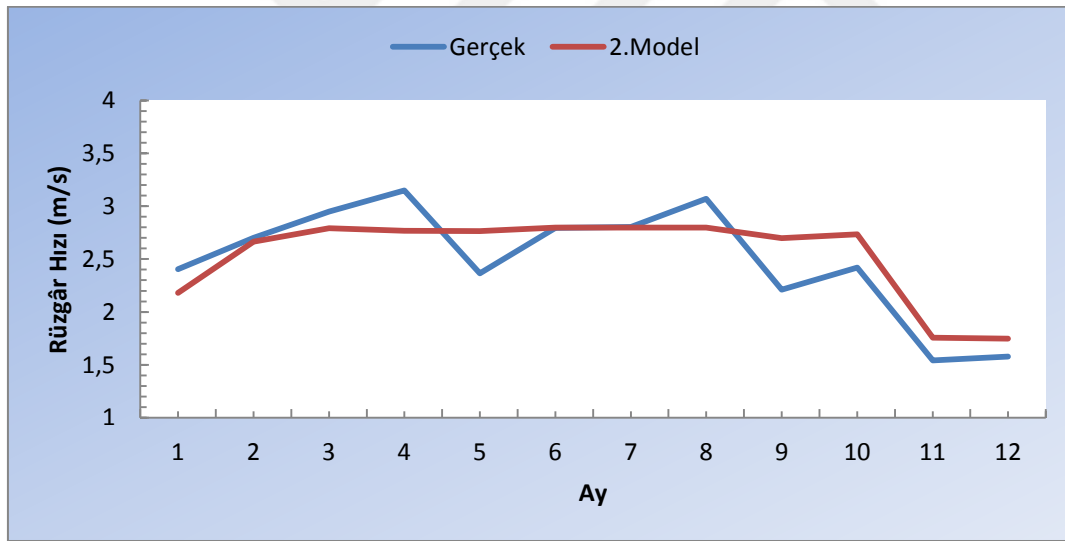
Çizelge 3.15. Gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmin sonuçları

	Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için Ortalama Kare Hatası (OKH)	Normalize edilmiş test verileri için Ortalama Kare Hatası (OKH)	Normalize edilmiş test verileri için Karekök Ortalama Hatası (KOH)	Gerçek test verileri için Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH) (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
Çubuk	2.Model	0,0161	0,0068	0,0826	9,48	0,9899
Keçiören	3.Model	0,0100	0,0098	0,0994	7,77	0,9906
Polatlı	5.Model	0,0236	0,0135	0,11623	7,88	0,9842
Bala	4.Model	0,01451	0,0051	0,07177	6,83	0,9928
	2.Model	0,0129	0,0084	0,0921	7,89	0,9875
	3.Model	0,0096	0,0119	0,1091	8,80	0,9822
	5.Model	0,0183	0,0088	0,094	9,92	0,9874
Şereflikoçhisar	1.Model	0,0039	0,0074	0,0861	8,02	0,9935
	2.Model	0,0061	0,0099	0,0997	9,27	0,9909

Çizelge 3.15. (devam) Gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmin sonuçları

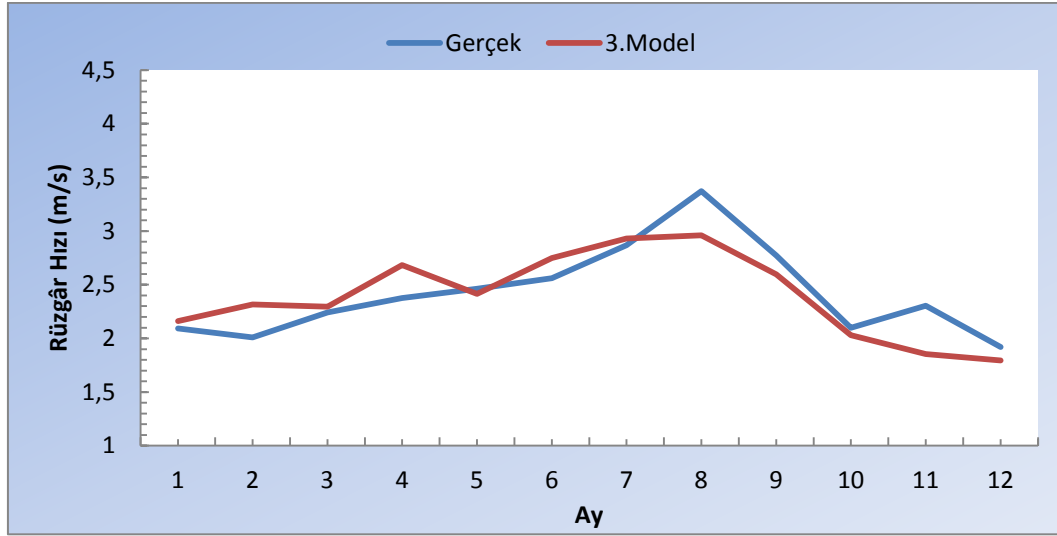
Haymana	3.Model	0,011	0,0064	0,08011	5,41	0,9936
	8.Model	0,017	0,0043	0,0662	5,44	0,9958
	6.Model	0,0181	0,0063	0,0798	6,61	0,9938
	4.Model	0,0105	0,0090	0,0951	6,31	0,9914
	2.Model	0,0095	0,0126	0,11225	7,31	0,9807
	5. Model	0,0255	0,01333	0,115485	9,92	0,9867
	7. Model	0,024	0,01383	0,117635	9,57	0,9871

Çubuk ilçesine ait Çizelge 3.15’de gösterilen gelecek yıllara ait tahmin sonucu Şekil 3.13’de sunulmuştur. OMYH değerine bakıldığında (%9,48) hedeflenen %10 limitinin altında olduğu, Şekil 3.13’ deki sonuçtan görüleceği üzere 4. ,5. ve 9. aylardaki rüzgar hızındaki ufak artışların yakalanamadığı 10., 11. ve 12. aylardaki değişim şeklinin yakalandığı görülmektedir. Genel olarak bütün sonuçlar literatür çerçevesinde birlikte değerlendirildiğinde, tahmin sonucu iyi olarak değerlendirilebilir.



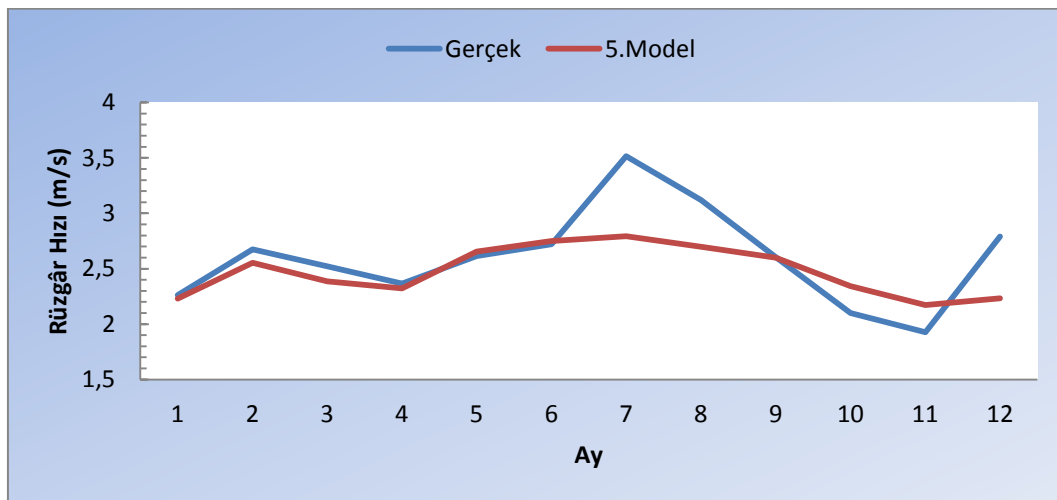
Şekil 3.13. Çubuk ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Keçiören ilçesine ait Çizelge 3.15’de gösterilen gelecek yıllara ait tahmin sonucu Şekil 3.14’de sunulmuştur. Çubuk ilçesinde başarı sağlanan 2. model ile Keçiören ilçesinde istenilen kriterlerde başarı sağlanamamıştır. Öğrenme fonksiyonu traingdx yerine traingda, nöron sayısı 1 yerine 3 kullanılarak tahmin çalışmasında başarı sağlanmıştır. OMYH değeri %10’un altında %7,77 değeri elde edilerek, Şekil 3.14’den görüleceği üzere başarılı bir tahmin çalışması gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.14. Keçiören ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları

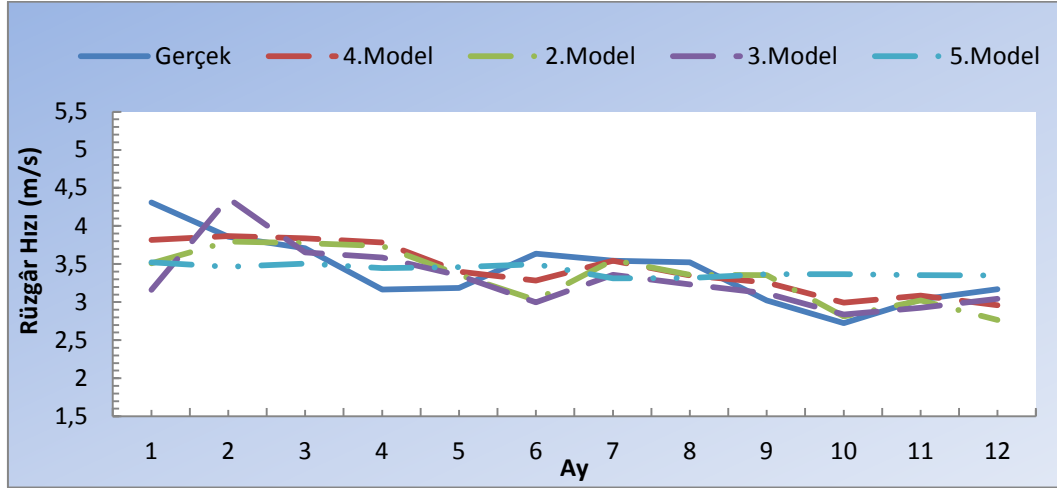
Polatlı ilçesine ait Çizelge 3.15’de gösterilen gelecek yıllara ait tahmin sonucu Şekil 3.15’de sunulmuştur. Sonuçlardan OMYH değerine bakıldığında %10’un altında %7,88 değeri yakalanmıştır. Çubuk ve Keçiören ilçelerinden farklı model olarak 5. model ile başarı sağlanmıştır. 5. modelde farklı olarak öğrenme modeli traingdm kullanılmıştır. Şekil 3.15’de görüleceği üzere 7. ayda gerçekleşen yükseliş tahmin çalışmasında yakalanamamıştır.



Şekil 3.15. Polatlı ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları

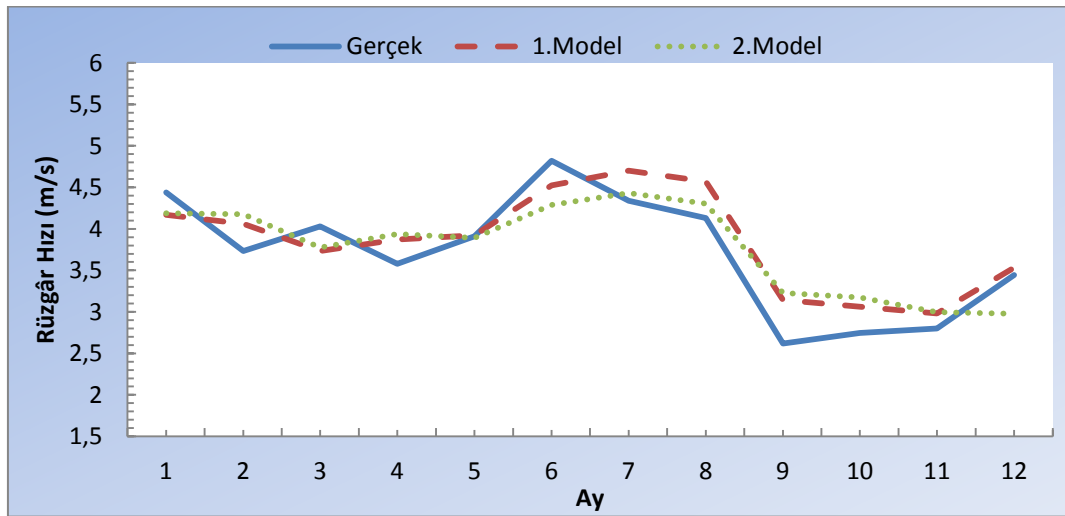
Bala ilçesine Çizelge 3.15’de bulunan değerlere bakıldığında normalizasyon edilmiş verilerle yapılan doğruluk testlerinin yanıtılabileceği görülmektedir. Normalizasyon edilmiş verilerle yapılan doğruluk testlerinde en iyi sonucun 3. model olduğu fakat gerçek

değerlerle yapılan testlerde durumun farklı olduğu görülmektedir. Şekil 3.16’da ki sonuçlarda incelendiğinde tahmin çalışmalarının başarı ile gerçekleştirildiği değerlendirilmektedir.



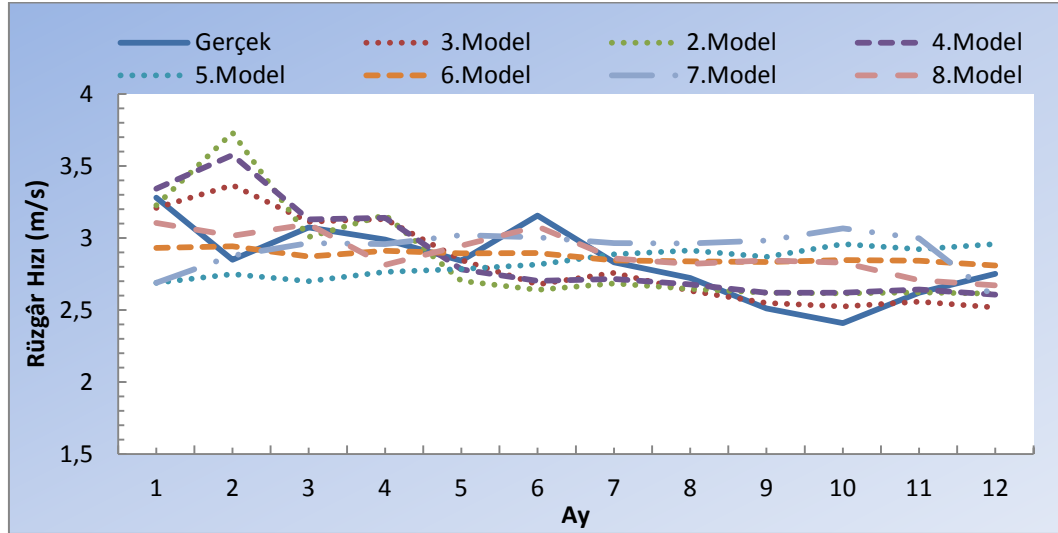
Şekil 3.16. Bala ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Şereflikoçhisar ilçesine ait Çizelge 3.15’de gösterilen gelecek yıllara ait tahmin sonucu Şekil 3.17’de sunulmuştur. Çizelge 3.15’de verilen değerler incelendiğinde eğitim- test ve normalizasyon – gerçek değerlerle yapılacak yorumların örtüşeceği görülmektedir. OMYH değerlerine bakıldığında %10 değerinin altında değerlerin (%8,02 ve %9,27) yakalandığı görülmektedir. Şekil 3.17’de bulunan sonuçlardan görüleceği üzere başarılı denilebilecek tahminlerin gerçekleştirildiği değerlendirilmesi yapılabilmektedir.



Şekil 3.17. Şereflikoçhisar ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Haymana ilçesine ait Çizelge 3.15’de gösterilen gelecek yıllara ait tahmin sonucu Şekil 3.18’de sunulmuştur.



Şekil 3.18. Haymana ilçesine ait gelecek dönem rüzgâr hızı tahmin sonuçları

Haymana ilçesine ait Çizelge 3.15’deki sonuçlara bakılacak olursa 7 modelde de OMYH değeri %10’un altında olan değerlerin yakalandığı görülecektir. Eğitim verilerinde iyi olan fakat test aşamasına geçildiğinde diğerlerine nazaran kötü sonuçlar elde edilen modeller bulunmaktadır. %5,41 ve %5,44 gibi OMYH değerlerinin literatürde yapılan benzer çalışmalarda elde edilen OMYH değerlerine bakıldığında iyi olduğu söylenebilir. Şekil 3.18’deki gerçek rüzgâr hızına bakıldığında Haymana ilçesinde tahmini gerçekleştirilen yılda rüzgâr hızının çok dalgalanmadığı görülmektedir. Dalgalanmanın olmaması da tahminde OMYH değerinin iyi çıkması yönünde olumlu katkı sağladığı şeklinde yorumlanabilir.

Geçmiş 3 yıla ait ay, sıcaklık, basınç, nem, yağış miktarı ve rüzgâr verileri ile gelecek yıla ait rüzgâr hızı tahmin çalışması sonuçlarına ait en iyi modeller Çizelge 3.16’da verilmiştir. Çizelge 3.16’da bulunan 2. model, 1. modelin; 3. model, 4. modelin, ara nöron sayısı 1 olarak yapılan tasarımlarıdır. İlçelere ait sonuçlara bakıldığı zaman önceki bölümde gerçekleştirilen anlık tahminde olduğu gibi, her ilçede farklı modeller ile en iyi sonuçların alındığı görülmektedir. Yine bu sonuçlarda yapay sinir ağlarının farklı karakteristiğe sahip alanlarda farklı tepkiler verdiğini göstermektedir. Tek bir model ile farklı ortamlarda her zaman en iyi performans alınamayacağını göstermektedir.

Çizelge 3.16. Gelecek yıla ait rüzgâr hızı tahminlerinde en iyi sonuçlar

	Model	Normalize edilmiş eğitim verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için OKH	Normalize edilmiş test verileri için KOH	Gerçek test verileri için OMYH (%)	Gerçek test verileri için Belirlilik katsayısı
Çubuk	2.Model	0,0161	0,006828	0,08263	9,48	0,989
Keçiören	3.Model	0,0100	0,009899	0,099492	7,77	0,990622
Polatlı	5.Model	0,0236	0,013511	0,116239	7,88	0,984216
Bala	4.Model	0,01451	0,005151	0,071772	6,83	0,992838
Şereflikoçhisar	1.Model	0,0039	0,007415	0,086109	8,02	0,993506
Haymana	3.Model	0,011	0,006419	0,080119	5,41	0,993658

Çizelge 3.16’da bulunan OKH, KOH, OMYH ve Belirlilik katsayısı değerlerine bakıldığında; en küçük OMYH değerimizin Haymana ilçesinde %5,41, en yüksek değerimizin ise %9,48 ile Çubuk ilçemizde olduğu görülmektedir. Çizelge 3.17’de literatürden benzer bazı çalışmalara ait bilgiler paylaşılmıştır. Literatür çerçevesinde değerlendirdiğimizde tahminlerimizin yüksek doğruluk derecesine sahip olduğu söylenebilir.

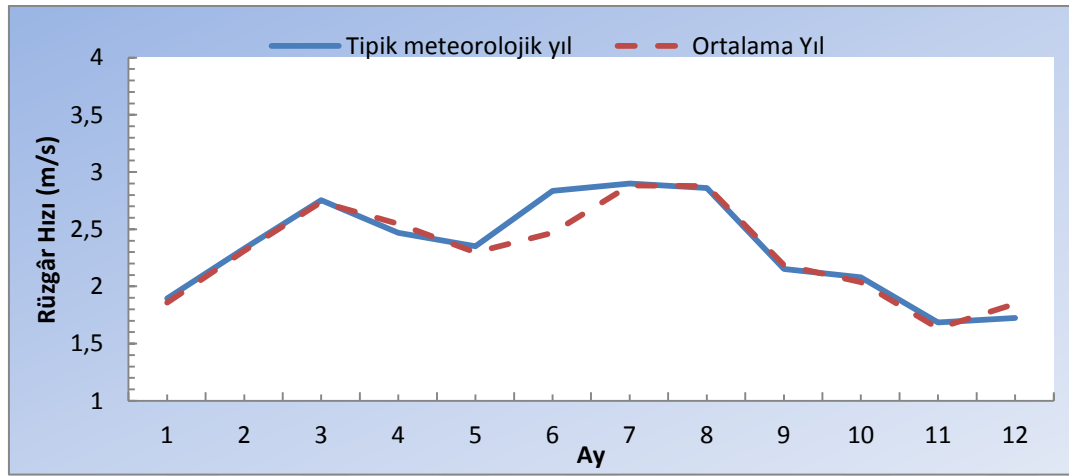
Çizelge 3.17. Literatürden rüzgâr hızı tahmin çalışmalarından OMYH değerlerine örnekler

	OMYH (Maksimum)	OMYH (Minimum)
Finamore ve diğerleri; 2016, 5 [20]	27,05	8,62
Chang ve diğerleri; 2016 [19]	26,641	2,365
Kırbaş ve diğerleri; 2018, 36 [39]	128,98	8,45
Cadenas ve diğerleri [12]	11,44	11,96
Ghanbarzadeh ve diğerleri; 2009, 667 [40]	10,78	7,3
Bilgili; 2007, 158 [7]	7,570	3,238
Bu çalışmada	9,48	5,41

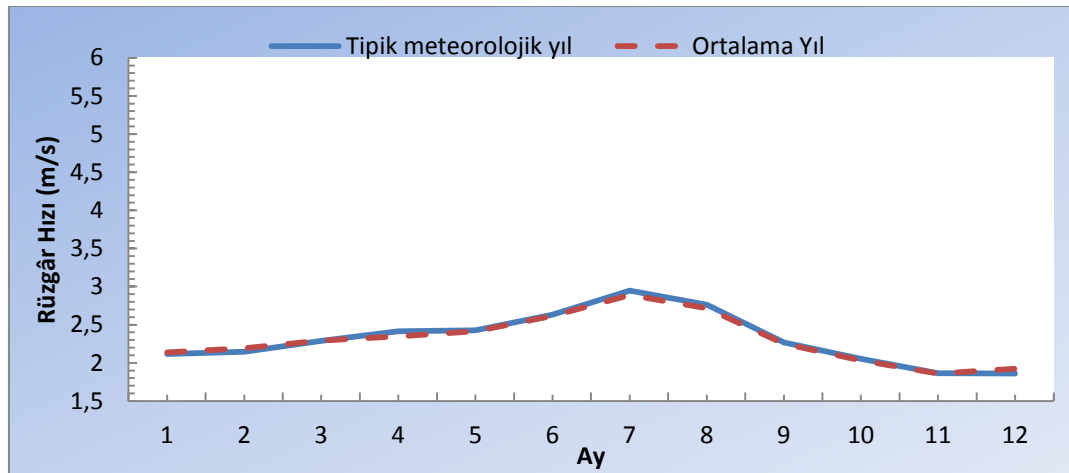
Literatürde yapılan benzer çalışmalara ait OKH ve KOH değerlerine göre sonuçlarımız değerlendirildiğinde iyi olduğu görülmektedir [14, 19, 20].

3.3.1. Gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmini sonuçlarının tipik meteorolojik yıl hesabına göre değerlendirilmesi

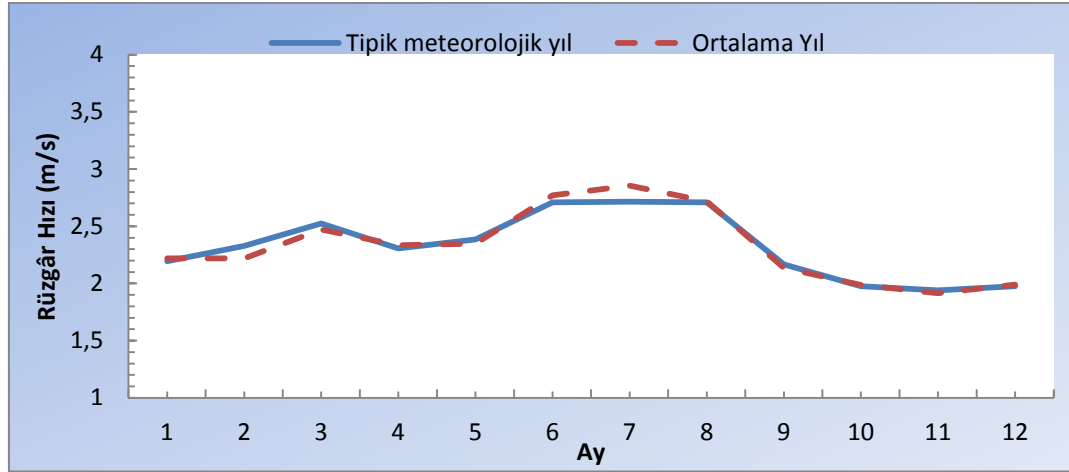
Tipik meteorolojik yıl (TMY) hesabı, gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahmininde kullanılan 9 yıllık eğitim veri seti içerisindeki her aylık rüzgâr hızı verisi, ortalamaları ile mukayese edilmiş olup ortalamaya en yakın ayın rüzgâr hızı verisi tipik meteorolojik ay verisi olarak alınmıştır. Bu şekilde 12 aylık rüzgâr hızı verisinden oluşan tipik yıl oluşturulmuştur. İlçelere ait tipik meteorolojik yıllar Şekil 3.19 - 3.24’de verilmiştir.



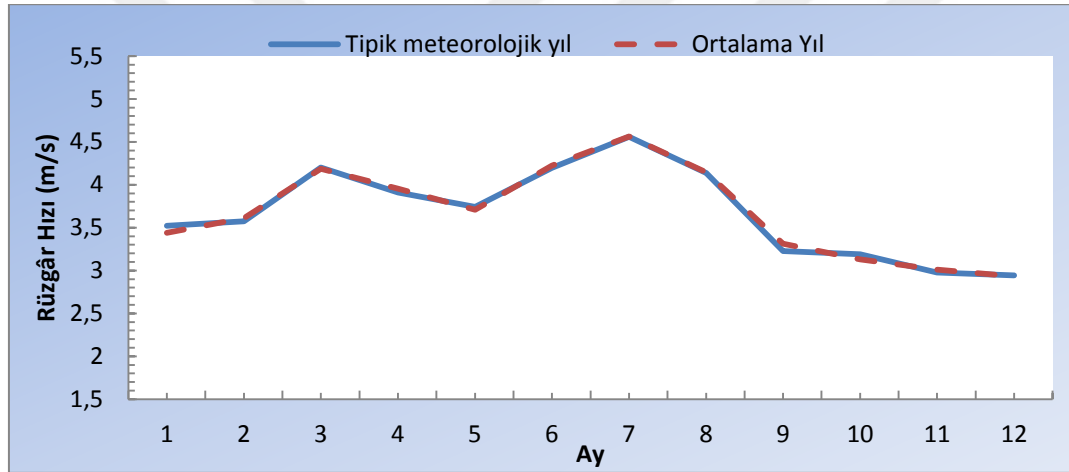
Şekil 3.19. Çubuk ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl



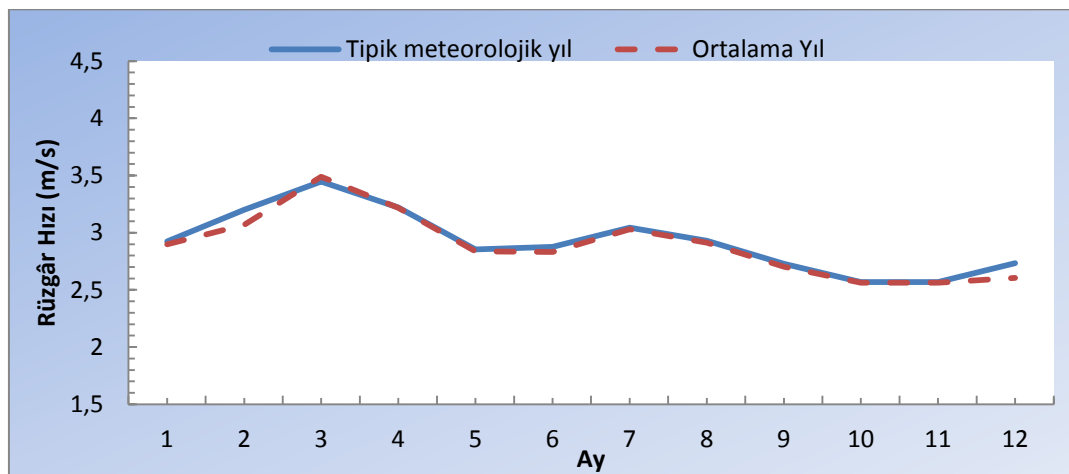
Şekil 3.20. Keçiören ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl



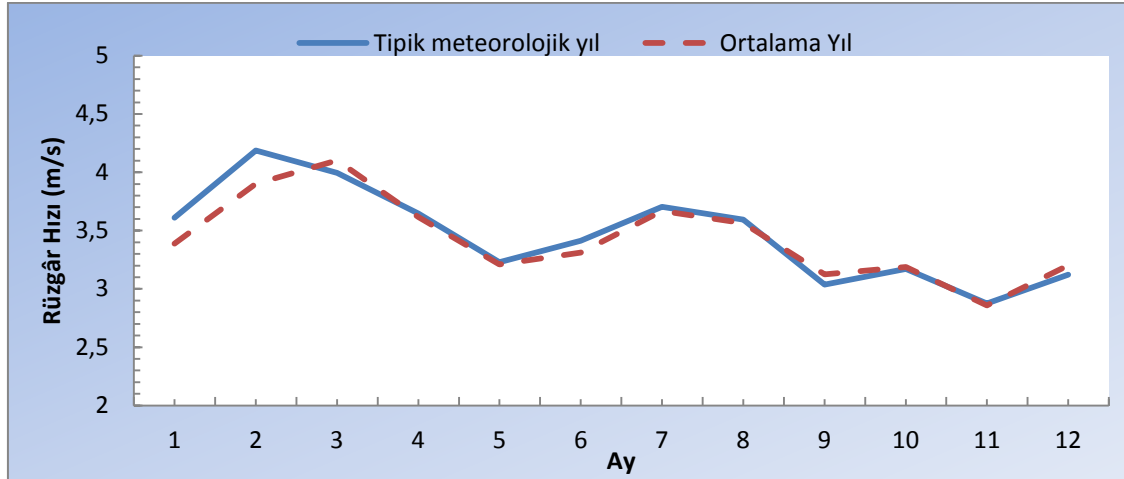
Şekil 3.21. Polatlı ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl



Şekil 3.22. Şereflikoçhisar ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl



Şekil 3.23. Haymana ilçesi için tipik meteorolojik ve ortalama yıl



Şekil 3.24. Bala ilçesi tipik meteorolojik ve ortalama yıl

Tipik meteorolojik yıl ve YSA ile gerçekleştirilen tahmine ait OMYH karşılaştırılması Çizelge 3.18’de verilmiştir. Keçiören ilçesine ait sonuç hariç YSA ile yapılan tahmin çalışmasının OMYH değerlerinin daha iyi olduğu görülmektedir.

Çizelge 3.18. TMY hesabında ve YSA tahmininde elde edilen OMYH değerleri

	Tipik meteorolojik yıla (TMY) ait OMYH (%)	YSA ile gerçekleştirilen tahmine ait OMYH (%)
Çubuk	9,68	9,48
Keçiören	6,6	7,77
Polatlı	9,68	7,88
Şereflikoçhisar	10,11	8,02
Haymana	7,109	5,41
Bala	7,113	6,83



4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Literatürde yapılan tahmin çalışmalarından yapay sinir ağları kullanılarak yapılanlara bir örnekte bu çalışma ile sunulmuştur. Literatürde yapılan rüzgâr hızı tahmin çalışmalarında Ankara iline rastlanılmadığından örneklem olarak Ankara iline ait ilçeler seçilmiştir. Çalışmamın ilk kısmında, rüzgâr hızının tahminine girdi oluşturacak ay, basınç, sıcaklık, nem ve yağış miktarı verilerinin etkisinin saptanabilmesi için çalışma yapılmıştır. Bu çalışma neticesinde girdi verilerinin standart önem sırasının olmadığı, ilçeden ilçeye farklılık gösterdiği tespit edilmiştir. Genel olarak tüm ilçelerin sonuçlarına bakıldığında tüm girdi verilerinin kullanıldığı tahminlerde iyi sonuçlar elde edilmiştir. Bu yüzden tahmin çalışmalarında tüm verilerin girdi olarak kullanılmasına karar verilmiştir. Çalışmamın ikinci kısmında, rüzgâr hızı bilinmeyen fakat ay, nem, basınç, yağış miktarı ve sıcaklık bilgileri bilinen bir yere ait anlık rüzgâr hızı tahmin çalışması yapılmıştır. Bu çalışmada girdi olarak anlık rüzgâr hızı tahmin edilecek yıla ait ay, sıcaklık, basınç, nem ve yağış miktarı verileri kullanılmıştır. Literatürdeki benzer çalışmalarla karşılaştırıldığında, söz konusu veriler girdi verisi olarak kullanıldığında, rüzgâr hızının tahminin yüksek doğruluk seviyesinde gerçekleştirilebildiği görülmektedir. Çalışmamın üçüncü kısmında geçmiş üç yıllık döneme ait ay, sıcaklık, basınç, nem, yağış miktarı ve rüzgâr hızı verileri kullanılarak gelecek yıla ait rüzgâr hızı tahmin çalışmaları yapılmıştır. Yapılan çalışmanın neticelerine literatür çerçevesinde bakıldığında gelecek döneme ait rüzgâr hızı tahminin yapılabildiği görülmektedir.

Benzer olarak ileride yapılacak olan çalışmalarda farklı veriler girdi olarak kullanılarak veya farklı yapay sinir ağı kombinasyonları oluşturularak daha iyi sonuçlar elde edilebilir. Aynı şekilde farklı yenilebilir enerji kaynakları içinde aralarında doğal bağıntı olduğu düşünülen verilerle tahminler gerçekleştirilebilir. Fakat unutulmaması gereken hata oranının, tahmini gerçekleştirilen bölgenin karakteristiğiyle doğrudan bağıntılı olduğu ve en uygun model seçiminin yine tahmini gerçekleştirilecek bölgenin karakteristiğiyle değişkenlik gösterebileceği her zaman göz önünde bulundurulmalıdır.

Rüzgâr enerjisi santral yatırımlarında, yatırımların geri dönüş hesaplarında, enerji gücü hesaplamalarında, ekipman seçimi, risk analizlerinde ve bakım onarım hesaplamalarında yapay sinir ağları ile uzun dönem rüzgâr hızı tahmin yöntemi kullanılabilir.



KAYNAKLAR

1. Özpınar, M. A. (2007). *Yenilenebilir Enerji Santrallerinde Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Enerji Üretiminin Modellenmesi ve Planlanması*, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 162.
2. İnternet: Türkiye rüzgâr enerjisi istatistik raporu, URL: http://www.webcitation.org/query?url=https%3A%2F%2Fwww.tureb.com.tr%2Ffiles%2Ftureb_sayfa%2Fduyurular%2F2018%2F03%2Fturkiye_ruzgar_enerjisi_istatistik_raporu_ocak_2018.pdf&date=2018-12-19, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018.
3. İnternet: Türkiye rüzgâr enerjisi basın bildirisi, URL: http://www.webcitation.org/query?url=https%3A%2F%2Fwww.tureb.com.tr%2Ftureb_sayfa%2Fbasin-bildirisi%2F20-subat-2017&date=2018-12-19, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018.
4. İnternet: Türkiye’de elektrik enerjisi kurulu gücü, URL: http://www.webcitation.org/query?url=http%3A%2F%2Fwww.emo.org.tr%2Fekler%2Fda44881c9619855_ek.pdf&date=2018-12-19, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018.
5. İnternet: Dünyada ve Türkiye’de yenilenebilir enerji, URL: <http://www.webcitation.org/query?url=https%3A%2F%2Fsetav.org%2Fassets%2Fuploads%2F2017%2F04%2FYenilenebilirEnerji.pdf&date=2018-12-19>, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018
6. İnternet: Türkiye rüzgâr enerjisi kongresi, URL: <http://www.webcitation.org/query?url=http%3A%2F%2Fwww.enerji.gov.tr%2Ftr-TR%2FBakanlik-Haberleri%2F4-Turkiye-Ruzgar-Enerjisi-Kongresi&date=2018-12-19>, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018.
7. Bilgili, M. (2007). *Predictions of Wind Speed and Wind Power Potential Using Artificial Neural Networks*, Doktora Tezi, Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana, 140.
8. Özcan, İ. (2011). *Isparta İlinde Rüzgâr Enerjisi Potansiyelinin Belirlenmesi ve Bir Rüzgâr Santrali Tasarımı*, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta, 46.
9. Karamanlıoğlu, T. (2011). *Farklı Rüzgâr Türbini Tasarımları İçin Santral Yeri Seçimi ve Rüzgâr Enerji Potansiyelinin Belirlenmesinde Yapay Zekâ Uygulaması*, Yüksek Lisans Tezi, Mersin Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Mersin, 68.
10. Yanıktepe, B., Tasdemir, S., Güher, A.B., ve Akcan, S. (2016). Wind power forecasting for the province of osmaniye using artificial neural network method. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, Advanced Technology & Science* 2013, 4(Special Issue), 114–117.
11. Köse, B., Recebli, Z. ve Özkaymak, M. (2014). Stokastik modellerle rüzgâr hızı tahmini; Karabük örneği. *2nd International Symposium On Innovative Technologies In Engineering And Science*, 806-815.

12. Cadenas, E., Rivera, W., Campos-Amezcu, R., and Cadenas, R. (2015). Wind speed forecasting using the NARX model, case: La Mata,Oaxaca. *The Natural Computing Applications Forum 2015*, 2417-2428.
13. Selvi, B. Ş., Yıldız, M. ve Erhan, A. (2016). EMOFs tekniği kullanılarak rüzgâr gücü tahmini yapılması. *Elektrik, Elektronik ve Biyomedikal Mühendisliği Konferansı*, 63-65.
14. Eseye. A. T., Zhang, J., Zheng, D., Ma, H. and Jingfu, G. (2017). Short-term wind power forecasting using a double-stage hierarchical hybrid GA-ANN approach. *2017 IEEE 2nd International Conference on Big Data Analysis*, 552-556.
15. Hayashi, M. and Kermanshahi, B., (2001). Application of artificial neural network for wind speed prediction and determination of wind power generation output. *Proceedings of ICEE*, 34-43.
16. Kaplan, Y., Saray, U., Emeksiz, C., Yeşilnacar, Y. O., Önal, S. ve Karaca, V. (2013). Yapay Sinir Ağı Gerilim Yayınım Algoritması Kullanılarak Rüzgâr Hızı Tahmini. *IX. Clean Energy Symposium, UTES2013*.
17. Anurag, M. and Deo, M.C.(2003). Forecasting wind with neural networks. *Marine Structures*, (16), 35-49.
18. Liera, C. P., Baizan, M. C. F. and Feito, J.L. (2002). Local short term prediction of wind speed: A neural network analysis. *The International Environmental Modelling and Software Society Conference*, 124-129.
19. Chang, G. W., H.J.Lu, H. J., Hsu, L. Y., and Chen, Y. Y. (2016). A hybrid model for forecasting wind speed and wind power generation. *2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*, 1-5.
20. Finamore, A. R., Galdi, V., Calderaro, V. , Piccolo, A., Conio, G., and Grasso, S. (2016). Artificial neural network application in wind forecasting: an one-hour-ahead wind speed prediction, *5th IET International Conference on Renewable Power Generation (RPG) 2016*, 1-6.
21. Önal, S. (2009). *Yapay Sinir Ağları Metodu ile Kızılırmak Nehri'nin Akım Tahmini*, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta, 47.
22. Fausset, L., (1994). Fundamentals of neural Networks. *Prentice Hall*.
23. Kaynar, O. ve Taştan, S. (2009). Zaman Serisi Analizinde MLP Yapay Sinir Ağları ve ARIMA Modelinin Karşılaştırılması. *Erciyes Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 33, 161-172.
24. İnternet: Araştırma görevlisi Nesibe Yalçın yapay sinir ağları sunusu, URL: <http://www.webcitation.org/query?url=https%3A%2F%2Fdocplayer.biz.tr%2F3314312-Yapay-sinir-aglari-aras-gor-nesibe-yalcin-bilecik-universitesi.html&date=2019-04-08>, Son Erişim Tarihi: 08.04.2018.

25. Yurtoğlu, H. (2005). *Yapay sinir ağları metodolojisi ile öngörü modellemesi: bazı makroekonomik değişkenler için Türkiye örneği*, Devlet Planlama Teşkilatı Uzmanlık Tezi, Ankara, 21.
26. Doğan, G. (2010), *Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Türkiye'deki Özel Bir Sigorta Şirketinde Portföy Değerlendirmesi*, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı, Ankara, 47-49.
27. Zhang, G., Patuwo, B. E. ve Hu, M.Y. (1998) Forecasting with artificial neural networks: The state of the art, *International Journal of Forecasting*, 14, 35-62
28. Yavuz, S. ve Deveci, M. (2012). İstatiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağına Performansına Etkisi, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 40, 167-187.
29. Karali F. Ç. ve Ülengin, F. (2008). Yapay Sinir Ağları ve Bilişsel Haritalar Kullanılarak İşsizlik Oranı Öngörü Çalışması. *İtü Dergisi/d Mühendislik*, 7(3), 15-26.
30. Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları* (İkinci Baskı). Türkiye: Papatya Yayıncılık, 207.
31. Keleşoğlu, Ö. ve Fırat, A. (2006) İç Basınç Altında İnce Cidarlı Kabukların Yapay Sinir Ağları ile Çözümü, *Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 10 (3), 447-451.
32. Korkmaz, E. İzgi, E. and Tutun, S., (2018). Forecasting of short-term wind speed at different heights using a comparative forecasting approach. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 26, 2553-2569.
33. Lewis, C. D. (1982). Industrial and Business Forecasting Methods. *Butterworths Publishing: London*.
34. Var, H. Ve Türkay, B. E. (2014). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Kısa Dönem Elektrik Yüğü Tahmini. *Elektrik-Elektronik- Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Sempozyumu*, 34-37.
35. Masrur, H., Nimol, M., Mohammad, F. and Golam M., (2016). Short Term Wind Speed Forecasting Using Artifical Neural Network: A Case Study. *2016 International Conference on Innovations in Science. Engineering and Technology (ICISSET)*, 1-5.
36. Malik, H. and Savita, S. (2016). Application of Artificial Neural Network for Long Term Wind Speed Prediction. *Conference on Advances in Signal Processing (CASP)*, 217-222.
37. Aslay, F. ve Özen, Ü. Özen. (2013). Meteorolojik Parametreler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ile Toprak Sıcaklığının Tahmini. *Politeknik Dergisi*, 16(4), 139-145.

38. Çuhadar, M. ve Kayacan, C. (2005). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Konaklama İşletmelerinde Doluluk Oranı Tahmini: Türkiye'deki Konaklama İşletmeleri Üzerine Bir Deneme. *Anatolia Turizm Araştırmaları Dergisi*, 16(1), 24-30.
39. Kırbaç, İ. (2018). İstatistiksel Metotlar ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Kısa Dönem Çok Adımlı Rüzgâr Hızı Tahmini, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 22 (1), 25-39.
40. Ghanbarzadeh, A., Noghrehabadi, A.R., Behrang, M.A. and Assareh, E. (2009). Wind speed prediction based on simple meteorological data using artificial neural network, *2009 7th IEEE International Conference on Industrial Informatics*, 664-667.
41. İnternet: Rüzgâr ve Güneş Enerjisine Dayalı Önlisans Başvuruları İçin Yapılacak Rüzgâr ve Güneş Ölçümleri Uygulamalarına Dair Tebliğ. (2014). URL: http://www.webcitation.org/query?url=https%3A%2F%2Fwww.mgm.gov.tr%2Fenerji%2Fforms%2Fruzgar-gunes_tebliğ_17062014-1.pdf&date=2018-12-19, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018.
42. Akdağ, S.A. (2008). *Rüzgâr Enerjisi Potansiyeli ve Ekonomik Analizde Weibull Dağılımının Kullanım*, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Enerji Enstitüsü, İstanbul, 48.
43. Dursun, B. ve Alboyacı, B. (2011). An Evaluation of Wind Energy Characteristics for Four Different Locations in Balıkesir. *Energy Sources.Part A.Recovery Utilization and Environmental Effects*, 33(11), 1086-1103.
44. Köse, R. (2004). An Evaluation of Wind Energy potential as a power generation source in Kutahya, Turkey. *Energy Convers Manage*, 45 (11-12), 1631-1641.
45. İnternet: Yenilebilir Enerji Genel Müdürlüğü Ankara ili rüzgâr hızı verileri, URL: <http://www.webcitation.org/query?url=http%3A%2F%2Fwww.yegm.gov.tr%2FYEKrepa%2FANKARA-REPA.pdf&date=2018-12-19>, Son Erişim Tarihi: 19.12.2018.
46. Yeşilnacar, Y. O. (2011). *Bilecik İlinin Yapay Sinir Ağları ile Rüzgâr Hızı, Basınç ve Sıcaklık Tahmini*, Yüksek Lisans Tezi, Bilecik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilecik, 97.



EKLER

EK- 1. Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n1

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n4

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n7

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n13

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n2

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3-2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n5

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n8

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n11

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n14

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n3

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3-2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n9

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n12

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n15

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n16

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n19

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n22

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu : TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı:n25

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n27

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n17

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n20

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n23

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu : TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı:n26

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n28

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: :TANSIG

Adı: n18

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n21

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n24

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu : TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n29

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n30

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n31

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n32

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n33

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n34

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1 Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n35

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n36

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n37

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n38

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n39

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n40

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 3 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n1-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n2-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n3-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n4-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n7-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n10-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n13-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n16-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n5-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n8-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n11-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n14-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n17-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n6-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n9-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n12-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n15-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n18-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n19-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n22-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n25-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n27-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n30-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n20-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n23-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n26-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n21-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n24-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnGD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n29-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n32-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n28-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n31-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n33-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n34-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n35-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n36-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n37-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n38-6

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n39-6

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n40-6

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 6 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n1-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n2-10

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n3-10

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n4-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n5-10

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

Adı: n6-10

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: PURELİN

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n7-10 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n8-10 Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n9-10 Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN
Adı: n10-10 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n11-10 Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n12-10 Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN
Adı: n13-10 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: TANSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n14-10 Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: TANSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n15-10 Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: TANSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN
Adı: n16-10 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n17-10 Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN	Adı: n18-10 Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: LOGSIG 2. Katman Fonk.: PURELİN
Adı: n19-10 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: TANSIG 2. Katman Fonk.: TANSIG	Adı: n20-10 Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: TANSIG 2. Katman Fonk.: TANSIG	Adı: n21-10 Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM Adaptif Öğr. Fonk.: LearngD Performans Fonksiyonu: OKH Nöron - Katman Sayısı: 10 -2 1. Katman Fonk.: TANSIG 2. Katman Fonk.: TANSIG

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n22-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n23-10

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n24-10

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n25-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu : TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANGSIG

2. Katman Fonk.: :LOGSIG

Adı: n26-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu : TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnD

Performans Fonksiyonu : OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: :TANSIG

Adı: n27-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n28-10

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n29-10

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANSIG

2. Katman Fonk.: TANSIG

Adı: n30-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n31-10

Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n32-10

Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: LOGSIG

Adı: n33-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: TANGSIG

2. Katman Fonk.: :LOGSIG

Adı: n34-10

Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı

Öğrenme Fonksiyonu: TrainLM

Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM

Performans Fonksiyonu: OKH

Nöron - Katman Sayısı: 10 -2

1. Katman Fonk.: LOGSIG

2. Katman Fonk.: :TANSIG

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

Adı: n35-10	Adı: n36-10	Adı: n37-10
Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı	Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı	Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı
Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG	Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG	Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG
Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM	Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM	Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM
Performans Fonksiyonu: OKH	Performans Fonksiyonu: OKH	Performans Fonksiyonu: OKH
Nöron - Katman Sayısı: 10 -2	Nöron - Katman Sayısı: 10 -2	Nöron - Katman Sayısı: 10 -2
1. Katman Fonk.: TANSIG	1. Katman Fonk.: TANSIG	1. Katman Fonk.: TANSIG
2. Katman Fonk.: PURELİN	2. Katman Fonk.: PURELİN	2. Katman Fonk.: PURELİN
Adı: n38-10	Adı: n39-10	Adı: n40-10
Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı	Modeli: Ardışık Beslemeli Geri Yayılım Ağı	Modeli: Elman Geri Yayılım Ağı
Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG	Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG	Öğrenme Fonksiyonu: TrainSCG
Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM	Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM	Adaptif Öğr. Fonk.: LearnDM
Performans Fonksiyonu: OKH	Performans Fonksiyonu: OKH	Performans Fonksiyonu: OKH
Nöron - Katman Sayısı: 10 -2	Nöron - Katman Sayısı: 10 -2	Nöron - Katman Sayısı: 10 -2
1. Katman Fonk.: LOGSIG	1. Katman Fonk.: LOGSIG	1. Katman Fonk.: LOGSIG
2. Katman Fonk.: PURELİN	2. Katman Fonk.: PURELİN	2. Katman Fonk.: PURELİN
121	Adı: n5epo1200; Açıklama: n5 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
122	Adı: n10epo1200; Açıklama: n10 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
123	Adı: n23epo1200; Açıklama: n23 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
124	Adı: n31epo1200; Açıklama: n31 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
125	Adı: n37epo1200; Açıklama: n37 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
126	Adı: n38epo1200; Açıklama: n38 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
127	Adı: n39epo1200; Açıklama: n39 adlı modelin 1200epoch ile yapılmış halidir.	
128	Adı: n4n6epo1200; Açıklama: n4-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
129	Adı: n5n6epo1200; Açıklama: n5-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
130	Adı: n6n6epo1200; Açıklama: n6-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
131	Adı: n10n6epo1200; Açıklama: n10-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
132	Adı: n11n6epo1200; Açıklama: n11-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
133	Adı: n12n6epo1200; Açıklama: n12-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
134	Adı: n17n6epo1200; Açıklama: n17-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
135	Adı: n35n6epo1200; Açıklama: n35-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
136	Adı: n36n6epo1700; Açıklama: n36-6 adlı 1700 epoch ile yapılmış halidir.	
137	Adı: n37n6epo1200; Açıklama: n37-6 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
138	Adı: n2n10epo1200; Açıklama: n12-10 adlı 1200 epoch ile yapılmış halidir.	
139	Adı: n4n10epo2000; Açıklama: n4-10 adlı 2000 epoch ile yapılmış halidir.	
140	Adı: n5n10epo2500; Açıklama: n5-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.	
141	Adı: n6n10epo2500; Açıklama: n6-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.	
142	Adı: n11n10epo2500; Açıklama: n11-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.	
143	Adı: n13n10epo2500; Açıklama: n13-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.	
144	Adı: n16n10epo2500; Açıklama: n16-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.	
145	Adı: n19n10epo2500; Açıklama: n19-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.	

EK- 1. (devam) Bu çalışmada kullanılan yapay sinir ağı modelleri

146	Adı: n20n10epo2500; Açıklama: n20-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
147	Adı: n33n10epo2500; Açıklama: n33-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
148	Adı: n35n10epo2500; Açıklama: n35-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
149	Adı: n36n10epo2500; Açıklama: n36-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
150	Adı: n37n10epo2500; Açıklama: n37-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
151	Adı: n38n10epo2500; Açıklama: n38-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
152	Adı: n39n10epo2500; Açıklama: n39-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.
153	Adı: n40n10epo2500; Açıklama: n40-10 adlı 2500 epoch ile yapılmış halidir.



EK-2. Gelecek dönem rüzgâr hızı tahmininde kullanılan yapay sinir ağı modelleri.

1. Model

Adı: n2ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGDX
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 3 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

2.Model

Adı: n3ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGDX
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 1 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

3. Model

Adı: n4ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGDa
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 3 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

4.Model

Adı: n4ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGDa
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 1 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

5. Model

Adı: n5ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGDM
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 3-2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

6.Model

Adı: n5ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGDM
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 1 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

7. Model

Adı: n6ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGD
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 3 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

8.Model

Adı: n6ileri(1000epoch)
 Modeli: ileri Beslemeli Geri Yayılım Ağı
 Öğrenme Fonksiyonu: TrainGD
 Adaptif Öğr. Fonk.: LearngDM
 Performans Fonksiyonu: OKH
 Nöron - Katman Sayısı: 1 -2
 1. Katman Fonk.: LOGSIG
 2. Katman Fonk.: PURELİN

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı. adı : ALTINSOY. Mustafa
 Uyruğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 17.08.1988. Kars
 Medeni hali : Evli
 Telefon : 0 (530) 176 82 08
 e-mail : altinsoy.mustafa@hotmail.com



Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Yüksek lisans	Gazi Üniversitesi / Elektrik Elektronik Mühendisliği	Devam ediyor
Yüksek lisans	TODAİE / Kamu Yönetimi (Yerel Yönetimler)	2018
Lisans	Kocaeli Üniversitesi / Elektrik Mühendisliği	2011
Lise	Prof. Dr. Şevket Raşit Hatipoğlu Lisesi	2005

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2017-Halen	Ankara Büyükşehir Belediyesi	Mühendis
2013-2017	Ego Genel Müdürlüğü	Mühendis
2011-2012	Anadolu Elektrik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	Mühendis

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

Altinsoy, M. and Bal, G. (2018). Wind speed prediction based on simple meteorological data using artificial neural network in Ankara, *International Technological Sciences and Design Symposium*, s.341, Giresun, Turkey.

Altinsoy, M., Bal, G. and Doganci, Ö. (2018). A study of the estimation of the wind speed in Ankara, *International Congress on Engineering and Life Sciences*, s.230, Kastamonu, Turkey.

Hobiler

Yüzme.



GAZİ GELECEKTİR..