

**KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

Rüzgâr Potansiyelinin Yapay Sinir Ağlarıyla Analizi ve Uygulaması

Umut SARAY

HAZİRAN 2012

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Umut SARAY tarafından hazırlanan RÜZGÂR POTANSİYELİNİN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA ANALİZİ VE UYGULAMASI adlı Yüksek Lisans Tezinin Anabilim Dalı standartlarına uygun olduğunu onaylarım.

Doç.Dr. Ediz POLAT

Anabilim Dalı Başkanı

Bu tezi okuduğumu ve tezin **Yüksek Lisans Tezi** olarak bütün gereklilikleri yerine getirdiğini onaylarım.

(Unvanı, Adı ve Soyadı, İmzası)

Yrd. Doç. Dr. Murat LÜY

Ortak Danışman (Varsa)

Danışman

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. Necaattin BARIŞCI _____

Üye (Danışman) : Yrd. Doç. Dr. Murat LÜY _____

Üye : Doç. Dr. Ertuğrul ÇAM _____

...../...../.....

Bu tez ile Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini onaylamıştır.

Doç. Dr. Erdem Kamil YILDIRIM

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ÖZET

RÜZGÂR POTANSİYELİNİN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA ANALİZİ VE UYGULAMASI

SARAY, Umut

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Anabilim Dalı, Yüksek lisans tezi

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Murat LÜY

Haziran 2012, 79 sayfa

Bu çalışmada, Türkiye'nin kuzeyinde Karadeniz bölgesinin Orta Karadeniz bölümünde konuşlu Tokat iline ait rüzgâr verilerinin, Yapay sinir ağları (YSA) yardımıyla rüzgâr hızı tahmini için kullanılması incelenmiştir. Rüzgâr hızı modellemesinde MATLAB Neural Network araç kutusu ile geri beslemeli, 3 katmanlı bir ağ tasarlanmıştır. Kullanılan veriler devlet meteoroloji işleri istasyonundan 10 metre yükseklikten alınmıştır. Tokat iline ait 2010 yılı günlük ortalama rüzgâr hızı tahmini 2005-2010 yılları arasındaki verilerden yararlanılarak, YSA geri beslemeli ağ öğrenme algoritmaları kullanılarak 2010 yılına ait rüzgâr hızı verilerinin tahmini yapılmıştır. Her üç ayın Rüzgâr-Sıcaklık (R-S), Rüzgâr-Basınç (R-B), Rüzgâr-Nem (R-N) giriş verileri kullanılarak rüzgâr hızı tahmini için Levenberg – Marquardt (LM), Dik iniş (Dİ) ile Esnek yayılım (EY) öğrenme algoritmaları kullanılarak 36 adet grafik elde edilerek ortalama karekök hatası (OKH) değerleri hesaplanmıştır.

Anahtar kelimeler: Yapay sinir ağları, Rüzgâr hızı tahmini, Resilient,
Levenberg – Marquardt, gradient – Descent

ABSTRACT

ANALYSIS AND APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR WIND POTENTIAL

SARAY, Umut

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical and Electronics Eng., M. Sc. Thesis

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Murat LÜY

June 2012, 79 pages

In this study, wind data acquired from Tokat province located in the Central Black Sea section of the Black Sea region of Turkey were used to estimate wind speed by using artificial neural networks (YSA). A 3-layer feedback network was designed for wind speed modeling with MATLAB Neural Network Toolbox. Data used were acquired from State Meteorological station taken from a height of 10 meters. By using daily average wind speed data of Tokat province in 2010, YSA feedback network algorithms were used for estimation wind speed data. To estimate the wind speed, of each three months wind-temperature, wind –pressure, wind humidity data entry datas were used and by using Levenberg - Marquardt (LM) learning algorithm, the gradient - Descent (Dİ) learning algorithm and Resilient (EY) learning algorithm 36 graphics have been got and root mean square error (OKH) values have been calculated.

Keywords: Wind speed prediction, Neural networks, Levenberg-Marquardt, Resilient, Gradient Descent

TEŐEKKÜR

Tez alıőmam sırasında bilgisini ve desteęini paylaőmaktan ekinmeyen danıőmanım Yrd. Dr. Murat LÜY'e teőekkürlerimi sunarım. Ayrıca Rüzgâr Enerjisi konusunda bilgisini esirgemeyen Do. Dr. Ertuęrul AM'a teőekkürlerimi sunarım. Tez savunmam sırasında görüşlerini belirterek yardımcı olan jüri üyeleri Do. Dr. Necaattin BARIŐCI' ya ve tez süresi boyunca beni hep motive eden eőim Öznur SARAY'a, ayrıca Kırıkkale Üniversitesin'deki araştırma görevlileri Medet KARAGÖZ'e ve Gökay AKINCI'ya teőekkürlerimi sunarım.

Bütün eęitim öğretim hayatım boyunca desteęini esirgemeyen annem Hasibe SARAY, babam Sadık SARAY ve kardeőim Derya SARAY'a ve teyzelerime őükranlarımı sunarım.

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

Sayfa

ÖZET.....	ii
ABSTRACT.....	iii
TEŞEKKÜR.	iv
İÇİNDEKİLER DİZİNİ.	v
ÇİZELGELER DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ	xii
1.GİRİŞ	1
1.1. Enerji.....	2
1.2. Enerji Kaynakları	5
1.3. Literatür taraması	5
1.4. Rüzgâr Enerjisi.....	6
1.4.1.2011 İlk Yarısında Dünyada Rüzgâr Enerjisi.....	7
1.4.2.2010 Yılı Sonunda Dünyada Rüzgâr Enerjisi	12
1.4.3. Deniz Tipi Rüzgâr Enerjisi.....	19
1.5. Türkiye’de Rüzgâr Enerjisi.....	21
1.6. Tezin amacı ve içeriği	22
2. METOT.....	23
2.1. Rüzgâr ve Parametreleri.....	23
2.2. Rüzgâr Gücü Hesabı	26
2.3. Yapay Sinir Ağları	27

2.3.1. YSA'ların Genel Özellikleri	29
2.3.2. YSA'ların Avantaj ve Dezavantajları	30
2.3.3. YSA'ların Kullanıldığı Alanlar	33
2.3.4. Yapay Sinir Ağı Hücresi	34
2.3.5. Aktivasyon Fonksiyonları	35
2.3.6. Yapay Sinir Ağları Modelleri	38
2.3.7. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi	39
2.4. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Algoritmaları.....	40
2.4.1. Levenberg- Marquardt Algoritması.....	44
2.4.2. Resilient öğrenme algoritması	47
2.4.3. Gradient – Descent öğrenme algoritması	48
2.5. Normalizasyon	49
3. UYGULAMA	51
3.1. R-S veri girişi ile 2010 yılı rüzgâr hızı tahmini grafikleri	53
3.2. R-B veri girişi ile 2010 yılı rüzgâr hızı tahmini grafikleri.....	59
3.3. R-N veri girişi ile 2010 yılı rüzgâr hızı tahmini grafikleri.....	65
4. SONUÇLAR.....	71
KAYNAKLAR	74

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>ÇİZELGE</u>	<u>Sayfa</u>
1.1. Dünya Toplam Rüzgâr gücü 2009 dan 2011 ilkyarı yılına kadar	10
1.2. 2008’den 2010’a dünya offshore rüzgâr kapasiteleri değişimi	21
4.1. Üç aylık OKH değerleri	71
4.2. Aylık OKH sonuçları	72
4.3. En iyi OKH sonuç değerleri	73

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>ŞEKİL</u>	<u>Sayfa</u>
1.1. Güncel petrol fiyatları	4
1.2. Dünya kurulu rüzgâr kapasitesi.....	8
1.3. 2011 sonu itibariyle toplam kurulu kapasite	9
1.4. Dünya rüzgâr gücü kapasitesi	12
1.5. Dünyada yıllara göre kurulan rüzgâr gücü kapasitesi(MW).....	13
1.6. Dünya rüzgâr pazarı büyüme oranı(%).....	14
1.7. Toplam kurulu güç bakımından ilk 10 ülke(MW).....	15
1.8. Kurulu rüzgâr kapasitesi bakımından en iyi 20 ülke(MW).....	16
1.9. Kişi başına düşen kapasite bakımından dünya sıralaması.....	17
1.10. Yüzölçümü kapasite oranı bakımından en iyi 20 ülke	18
1.11. Deniz tipi rüzgâr kapasitesinde ilk 5 ülke	20
1.12. Kurulu rüzgâr kapasitesi bakımından en iyi 20 ülke (MW).....	22
1.13. Rüzgârın Oluşumu [22].....	23
1.14. Hadley sirkülasyonu [24]	24
1.15. Coriolis kuvveti [25]	25
2.1. Basit bir sinir hücresi	28
2.2. Temel yapay sinir ağı hücresi	34
2.3. Eşik aktivasyon fonksiyonu	36
2.4. Doğrusal aktivasyon fonksiyonu.....	36
2.5. Logaritma Sigmoid aktivasyon fonksiyonu	37
2.6. İleri Beslemeli Yapı	38
2.7. Geri beslemeli yapı	39
2.8. İleri beslemeli çok katmanlı sinir ağı	42
3.1. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği.....	53
3.2. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği.....	53
3.3. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına	

ait rüzgâr hızı grafiği	54
3.4. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	54
3.5. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	55
3.6. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	55
3.7. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	56
3.8. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	56
3.9. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	57
3.10. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	57
3.11. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	58
3.12. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	58
3.13. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	59
3.14. R-B girişi ile EY algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	59
3.15. R-B girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	60
3.16. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	60
3.17. R-B girişi ile EY algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	61
3.18. R-B girişi ile Dİ algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	61
3.19. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği	62

3.20. R-B giriři ile EY algoritması kullanılarak temmuz,ađustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	62
3.21. R-B giriři ile Dİ algoritması kullanılarak temmuz,ađustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	63
3.22. R-B giriři ile LM algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	63
3.23. R-B giriři ile EY algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	64
3.24. R-B giriři ile Dİ algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	64
3.25. R-N giriři ile LM algoritması kullanılarak ocak, řubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	65
3.26. R-N giriři ile EY algoritması kullanılarak ocak, řubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	65
3.27. R-N giriři ile Dİ algoritması kullanılarak ocak, řubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	66
3.28. R-N giriři ile LM algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	66
3.29. R-N giriři ile EY algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	67
3.30. R-N giriři ile Dİ algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	67
3.31. R-N giriři ile LM algoritması kullanılarak temmuz,ađustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	68
3.32. R-N giriři ile EY algoritması kullanılarak temmuz,ađustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	68
3.33. R-N giriři ile Dİ algoritması kullanılarak temmuz,ađustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	69
3.35. R-N giriři ile LM algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	69
3.35. R-N giriři ile EY algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiđi	70
3.36. R-N giriři ile Dİ algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına	

ait rüzgâr hızı grafiği	70
-------------------------------	----

KISALTMALAR DİZİNİ

LM	Levenberg - Marquardt
Dİ	Gradient - Descent
EY	Resilient
OHO	Autoregressive moving average
BOHO	Auto Regresif-Integrated-Moving Averages
OKH	Root mean square error

1. GİRİŞ

Dünya ekonomisi, ekonomik büyümenin sürdürülebilmesi, yaşam standartlarının yükseltilmesi ve yoksullukla mücadele için enerjiye her geçen gün daha da artan miktarda ihtiyaç duyuyor. Dünya nüfusunun artması ve ekonomilerde sanayileşme büyüdükçe fosil tabanlı enerji kaynakları azalma eğilimini sürdürecektir ve daha pahalı olacaktır. Enerji maliyetinin ve talebin azaltılması için enerjinin verimli kullanılması şuan popüler bir konu haline gelmiştir. Ayrıca tahminlerce 2007 den 2035 e dünya çapında enerji talebi için %49'luk bir artış beklenmektedir[1]. Türkiye sosyal ve ekonomik yönden gelişmekte bir ülke olması sebebiyle hızla artan bir enerji gereksinimi duymaktadır. Türkiye büyük petrol ve gaz rezervlerine sahip bir ülke değildir. Bu nedenle fosil tabanlı yakıt tüketimi enerji üretiminde oldukça maliyetli olmaktadır[2].

Fosil tabanlı yakıtların tüketiminde, Türkiye'de 2010 yılında 28,7 milyon ton petrol tüketildiği ve 2009'a göre yüzde 1,7 oranında artış kaydedildiği, Türkiye'nin bu rakamlarla dünya petrol tüketiminin yüzde 0,7'sini gerçekleştirmiştir. 2010 yılında Türkiye'de 39 milyar metre küp doğalgaz tüketilmiştir. Buna göre, Türkiye'de doğalgaz tüketimi geçen yıla oranla yüzde 9,2 artmıştır. Bu nedenle her geçen gün ülkemizde enerji maliyeti yükselmektedir. Hem ekonomik açıdan hem de iklimsel değişimlerin kontrol altına alınması ve yenilenebilir enerjinin önemi gittikçe artmaktadır.

Dünya çapında yenilenebilir enerji alanında hızlı bir büyüme gerçekleşmiştir. Dünya biyoyakıt üretimi, 2010 yılında yüzde 13,8 artmıştır. Bu artışta ilk sırayı ABD ve Brezilya aldı. Rüzgâr enerjisi tüketiminde 2010'da yüzde 15,5'lik büyüme yaşandı. Dünya enerji tüketiminde yenilenebilir enerjinin payı yüzde 1,8 olmuştur. Dünya çapında yenilenebilir enerji tüketiminde 2010'da yüzde 15,5'lik büyüme yaşanmıştır. Türkiye, yüzde 88,1'lik artışla küresel yenilebilir enerjinin yüzde 0,6'lık kısmını tüketmiştir[3].

Rüzgâr enerjisi, yenilenebilir enerji kaynakları içinde en yaygın enerji türlerindedir. Rüzgâr hızı, rüzgâr enerjisi potansiyelinin belirlenmesi için çok önemli bir

parametredir. Rüzgâr türbinlerinin kurulum yeri ve türbin tasarımı belirlenmesi ortalama rüzgâr hızına göre değerlendirilmektedir. Rüzgâr hızı ölçümlerindeki %1 oranında bir hata enerji çıkışında yaklaşık %2 değerinde enerji çıkışında hataya sebep olmaktadır[2]. Rüzgâr hızının, rüzgâr potansiyeli üzerindeki etkisi, rüzgâr santralleri için rüzgâr hızı tahmin modelleri üzerine araştırmaları gerekli kılmıştır[4].

Rüzgâr hızının tahmini için birçok yöntem kullanılmıştır. Bu metotlardan bazıları: Dalgacık analizi [5], otoregresif hareketli ortalama (OHO) [6], birleştirilmiş otoregresif hareketli ortalama (BOHO) [7], Regresyon analizi [8], bulanık mantık [9], Mycielski algoritması [10], yapay sinir ağları radyal tabanlı ağ ve çok katmanlı geri beslemeli ağ (ÇKGBA) [11] gibi metotlardır. Bütün bu metotların yanında ÇKGBA, son dönemlerde çok fazla kullanılmaya başlamıştır.

1.1. Enerji

Enerjinin verimli, devamlı ve kaliteli olması önemlidir. Nüfus yoğunluğunun gittikçe artması ve sanayideki büyümeler, enerjiye ihtiyacı her geçen gün arttırmaktadır. Fosil yakıtların ihtiyatlarının gelecekte tükeneceği öngörülmektedir. Bu sebeple Dünya’da enerjinin tasarrufu, enerjinin geri dönüşümü, yeni enerji kaynaklarının üzerine çalışmalar önem kazanmıştır. Karbondioksit salınımlarının iklim üzerinde ki olumsuz etkileri, Küresel ısınma, çevresel etkenler, Yenilenebilir enerji ihtiyacının dünyamız ve insanoğlunun geleceği için çok önemli olduğunu göstermiştir[12]. Dünya birincil enerji kaynakları arzı içinde hala fosil tabanlı kaynaklar dünyanın en çok kullandığı kaynaklardır[13].

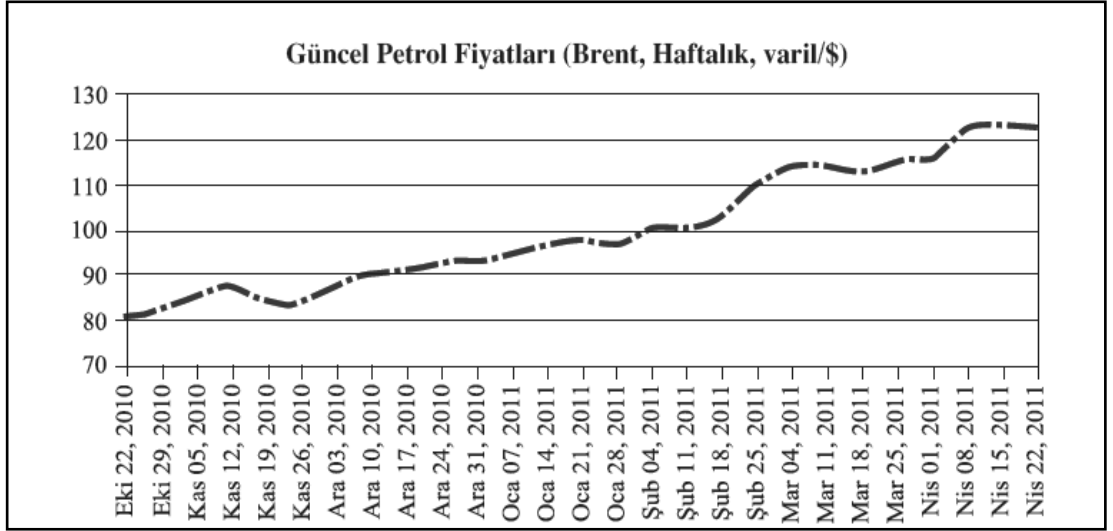
Enerji, insanlara fayda sağladığı gibi çevre ve canlıların sağlığı içinde yararlı olmalıdır. Enerji ile ilgili oluşabilen çevresel sorunlar nerdeyse tüm insanlar tarafından bilinmektedir. Özellikle fosil yakıtların alınması, taşınması, dağıtılması veya tüketilmesi esnasında oluşabilecek sızıntılar doğaya ve içinde bulunan canlılara zarar verebilmektedir. Fosil yakıtların devamlı kullanılması ve sanayideki gelişmelerden dolayı fiyatlarının her geçen gün artması ekonomiye verdiği yükü büyütmektedir. Fosil yakıtlarca salınan zararlı gazların olumsuz etkileride küresel ısınma gibi sorunlarla karşımıza gelmektedir[14].

Dünya birincil enerji kaynakları arzı içerisinde, petrolün payı 2008 yılında % 35,7 2010 yılında ise % 35 dolayında gerçekleşmiştir. OPEC'in gelecekteki varsayımına göre, petrolün arzı 2008-2030 yılları arasında yıllık % 0,9 gibi bir oranla artacağı öngörülmektedir. Bu yıllar arasında kömür ve doğal gaz gibi diğer enerji kaynaklarının üretim ve arzının, petrole oranla daha çok artması tahmin edilmektedir. Petrol üretimi ve arzının şimdiye nazaran daha yavaş artması yıllar geçtikçe bu enerji kaynağının toplam arz içindeki payının bir miktar azalmasını da sağlayacaktır. Ancak, bu düşüğe rağmen enerji kaynakları içerisinde petrol, gelecek on yıllarda da % 30 dolayındaki payı ile liderliğini sürdürebileceği öngörülmektedir. Biokütle ve benzeri yenilenebilir enerji kaynaklarının önümüzdeki yıllarda toplam arz içindeki payının hızlı bir şekilde artacağı öngörülse dahi dünya enerji talebinin karşılanmasında paylarının fazla yükseleceği düşünülmemektedir. Yeni enerji kaynaklarının yatırımlarının artmış olmasına rağmen petrolün sektörler açısından önemini kaybetmemiş olması, öncelikle ulaştırma sektörü olmak üzere birçok sektörün temel enerji ihtiyacı olması ile ilgilidir. Birçok sektörün üretim teknolojisi, birincil enerji olarak petrol ve petrole dayalı ürünlerdir[13].

Bugün tüketilen petrolün, % 39'u karayolu, % 6'sı havacılık, % 4'ü denizcilik ve %2'si demiryolu ve yurtiçi deniz taşımacılığı olmak üzere toplam % 51'i ulaşım sektöründe kullanılmaktadır.

Petrol tüketiminin % 10'u ise başlıca hammadde olarak rafineri ürünlerini kullanan petrokimya sektörü tarafından yapılmaktadır. Petrokimya sanayisinde üretilmekte olan polietilen, polipropilen, sentetik kauçuk, dodesil benzen, karbon siyahı, ftalikanhidrit gibi ürünler, plastik ürünler, sentetik elyaf, çözücüler, reçineler, lastik, deterjan, boya gibi çok çeşitli malzemelerin üretilmesinde hammadde olarak kullanılmaktadır. %7 'lik bir dilimde elektrik üretimine harcanmaktadır[13].

Ülkemiz Avrupa ve Avrasya bölümünde olup önemli petrol rezerv bölgeleri arasında bulunmamaktadır. Dünya fosil bazlı yakıt ihtiyatlarını hızla tüketmekte ve petrol fiyatlarının artışı artmaktadır. Şekil 1.1 de dünya petrol fiyatlarının grafiği gösterilmiştir.



Şekil 1.1. Güncel petrol fiyatları

Türkiye’de petrolün durumu; Ülkemizin komşu coğrafyasında dünya toplam petrol rezervlerinin % 65’i bulunmasına, toplam dünya petrol üretiminin ise % 41’inin karşılanmasına rağmen ülkemiz petrol ihtiyatları bakımından komşuları İran, Irak ve Suriye kadar zengin değildir. Bu durum, ülkemizin jeolojik yapısının farklılıklarından kaynaklanmaktadır[13].

Türkiye’de petrol ve doğalgaz derinlikleri yaklaşık 2500 ve 3500 metre arasında değişen ihtiyatlardan çıkarılmaktadır. Petrol bakımından zengin olmayan ülkemizde 2010 yılı sonu itibariyle kalan üretilebilir yurtiçi toplam petrol ihtiyatı 291,52 milyon varil (43,14 milyon ton) ölçüsündedir. Üretim seviyesi korunduğu sürece, ülkemizde toplam ham petrol ihtiyatınının 17,3 yıllık bir ömrü olduğu öngörülmüştür[13].

Kaynaklar açısından bakıldığında, 2010 yılı itibariyle, toplam elektrik üretiminin %45,9’u doğalgazdan, %18,4’ü yerli kömürden, %24,5’i hidrolik kaynaklardan, %6,9’u ithal kömürden, %2,5’i sıvı yakıtlardan, %1,35’i rüzgârdan ve %0,47’si jeotermal ve biyogazdan sağlanmıştır. 2009 yılı ile oranlandığında özellikle hidrolik kaynaklardan ve rüzgârdan faydalanma oranı artarken, yerli kömür ve doğal gazın oranlarında azalma görülmüştür. EÜAŞ’ın bu üretimde 2008 yılında sahip olduğu pay %49,2’den 2009 sonunda %46,1’e, 2010 yılında da %45,4’e düşerken, geri kalan %54,6’lık üretim ise özel sektör tarafından karşılanmaktadır[15].

1.2. Enerji Kaynakları

Enerji, bir makinenin ya da bir sistemin iş yapabilme yeteneği olarak tanımlanmaktadır. İnsanlar tarihleri süresince enerjiye gereksinim duymuşlardır. Besin kaynakları dışında çeşitli enerji kaynakları da keşfederek bu kaynakları geliştirdikleri teknolojiler vasıtasıyla ısı, mekanik ve elektrik enerjisine dönüştürmeyi öğrenmişlerdir. Birincil enerji kaynaklarını yazarsak;

Birincil Enerji Kaynakları

- a) Kömür
- b) Petrol
- c) Doğalgaz
- d) Nükleer Güç
- e) Odun
- f) Su Gücü
- g) Güneş
- h) Rüzgâr

Son dönemlerde yenilenebilir enerji kaynaklarına yatırımlar artmaktadır. Özellikle rüzgâr enerjisi alanında büyük gelişmeler kaydedilmektedir[16].

1.3. Literatür taraması

Rüzgâr hızı tahmini ile ilgili yapılan çalışmalarda; ilk olarak Lapedes ve Farber, YSA çok katmanlı ileri beslemeli bir modelle rüzgâr hızı tahmini yapmışlar ve elde ettikleri sonuçlarda büyük dalgalanmalar gözlemlememişlerdir[17].

İzmir ve Antalya şehirleri için yapılan rüzgâr hızı tahmininde Mycielski algoritması kullanılarak 1,3479 ve 1,5005 OKH değerlerine ulaşılmıştır[10].

Bulanık mantık kullanılarak Eskişehir ili rüzgâr verileri ile yapılan çalışmalarda 0,1694, 0,1436, 0,1585, 0,2242 OKH değerlerine ulaşılmıştır[18].

Kulm şehri için Radyal tabanlı ağ kullanılarak 1,444 OKH değerine ve Hannaford şehri için yapılan rüzgâr hızı çalışmalarında yapay sinir ağı geri beslemeli ağ

kullanarak 1,254 OKH değeri elde edilmiştir[19]. Isla De Cedros, Cerro De La Virgen ve Holbox şehirleri için ARIMA metodu kullanılarak sırasıyla 4,1606, 1,6290, 0,6457 MSE değerlerine ulaşılmıştır[20]. Öztopal, Marmara Bölgesinde ki 10 istasyondan gelen verileri Yapay Sinir Ağlarında eğiterek Çanakkale bölgesi için rüzgâr hızı tahmini çalışmasında kullanılmıştır[21]. A. Ghanbarzadeh ve arkadaşları İran'ın Manjil şehri için yaptıkları rüzgâr hızı tahmininde Yapay sinir ağları çok katmanlı ağı kullanarak % 7.03 mutlak hataya ulaşmışlardır[22]. Young Mi Le ve arkadaşları Jeju adası için yaptıkları rüzgâr hızı tahmininde YSA çok katmanlı ağ yapısını kullanarak, 0,18056 kolerasyon katsayısına kadar ulaşmışlardır[23]. Alawi ve Hinai (1998) güneş enerjisi ile ilgili ölçüm cihazı bulunmayan bölgelerde ay, ortalama basınç, ortalama nem, güneşlenme süresi kullanarak güneş radyasyonunu %93 hassasiyet ve 7.3 ortalama mutlak hata ile bulacak bir çalışma yapmıştır[24]. Anurag (2003) Hindistan'daki kıyı şeridi verilerini kullanarak ve son üç aydaki sadece rüzgâr hızlarını girerek bir sonraki ayı, haftanın rüzgâr hızını tahmin etmek için yapay sinir ağları kullanmışlardır[25]. Valenca ve Ludemir (2000) çalışmalarında ise yapay sinir ağlarını kullanarak bir sonraki aydaki debi miktarının bulunmasında Box-Jenkin metodundan daha iyi sonuç verdiğini bulmuştur[26]. Barbounis ve Theocharis (2006) çalışmalarında, dört farklı istasyondan gelen veriler ile Yunanistan'da haftalık rüzgâr ve enerji üretimi tahminlerinde yapay sinir ağlarını kullanmışlardır[27]. Kandil ve arkadaşları (2006) ise çalışmalarında farklı istasyonlardaki sıcaklık, rüzgar hızı ve enerji yükü bilgilerini kullanarak 72 saatlik tahminler için yapay sinir ağlarını kullanmışlardır[28]. Sreelaskhmi ve Ramakanthkumar yapay sinir ağları geri beslemeli çok katmanlı ağ kullanarak, kısa vadeli rüzgâr hızı tahmini yaptılar. farklı hata toleransları ve iterasyon sayılarının rüzgâr hızı üzerindeki etkilerini analiz etmeye çalıştılar[29].

1.4. Rüzgâr Enerjisi

Yenilenebilir enerji kaynaklarından biride rüzgâr enerjisidir. Günümüzde alternatif bir enerji kaynağı olarak değerlendirilen rüzgâr enerjisi, aslında insanoğlunun M.Ö. 2800'lerden beri, farklı şekillerde kullandığı, en eski enerji kaynaklarından biridir.

Rüzgâr tarihten bu güne yelkenlilerde, tahıl öğütmede, su pompalamada, rüzgâr türbinlerinde kullanılmıştır[16].

Rüzgâr enerjisinin kaynağı güneştir. Güneş enerjisinin karaları, denizleri ve atmosferi eşit ısıtamamasından dolayı değişen sıcaklık ve buna bağlı basınç farkları rüzgârı oluşturmaktadır. Rüzgâr, yüksek basınç alanlarından alçak basınç alanlarına akmasıyla oluşan havanın Dünya yüzeyine göre hareket etmesidir. Rüzgârın oluşumu basınç farklılıklarına dayanmaktadır.

Rüzgâr, atmosferde serbest olarak dolaşan sürekli bir enerji kaynağıdır. Rüzgâr enerjisi, kinetik bir enerjidir. Yeryüzünün aldığı toplam güneş enerjisinin, yaklaşık olarak %2'sinin rüzgârın kinetik enerjisine çevrildiği öngörülmektedir. Bu enerji, yüzeysel ve düzenli olmayan ısınmaya dayanarak zamansal ve yöresel farklılıklar göstermektedir. Rüzgâr enerjisinde; rüzgârın hızı, yönü ve esme saat sayısı gibi nicelikleri değerlendirilir. Rüzgârın hızı yükseklikle, gücü ise hızının küpü ile orantılı biçimde artar. Rüzgârın yönü, o anki hava durumuna ve iklimin özelliklerine bağlı olarak değişkenlik gösterir. Meteorolojik açıdan rüzgârın olabileceği yerler aşağıda sıralanmıştır:

- Basınç gradyanının yüksek olduğu yerler,
- Yağışların sürekli esen rüzgâra paralel olduğu vadiler,
- Yüksek, engebesiz tepe ve platolar,
- Yüksek basınç gradyanlı düzlükler ve sürekli rüzgâr alan az eğimli vadiler,
- Güçlü jeostrofik rüzgâr alanlarının etkisinde kalan tepe ve zirveler,
- Jeostrofik rüzgâr ve termal gradyan alanına sahip kıyı şeritleri,

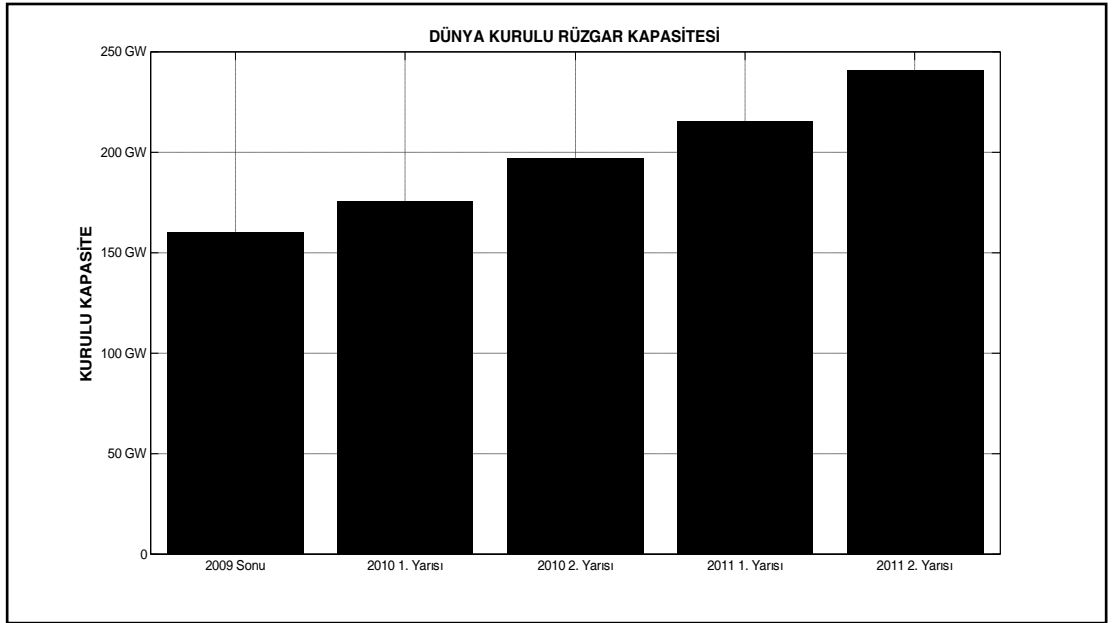
Rüzgâr olabileceği yerlerdir[16].

1.4.1. 2011 İlk Yarısında Dünyada Rüzgâr Enerjisi

2011 yılının ilk yarısında, 18,4 GW daha kurulum yapılmış, 43,9 GW daha bu yılın sonuna kadar kurulması beklenmektedir. Çin dünya genelinde kurulan 18,4 GW lık payda %43 ünü gerçekleştirerek, dünyanın bu alanda lokomotif konumuna gelmiştir.

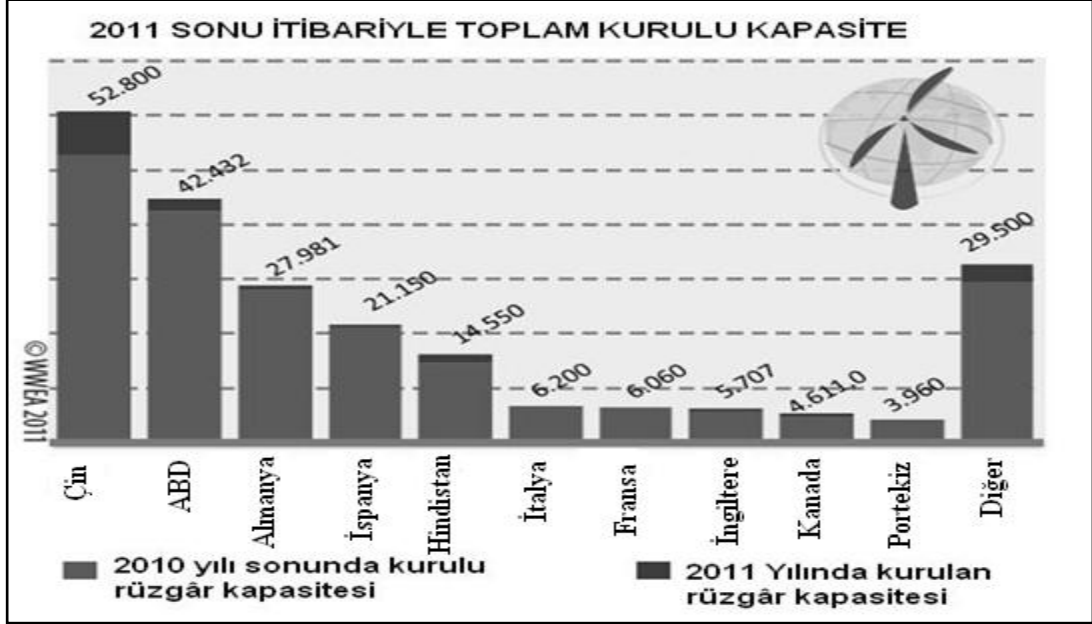
Çin 2011 yılının ilk yarısında, 8GW daha eklenmiştir. Dünyanın rüzgâr kapasitesinde 215 GW' a ulaşmıştır.

Rüzgâr enerjisi için dünya pazarında görülen 2011 yılı için bir canlanma görülmüştür. 2010 yılı ilk yarısında sadece 16 GW ilave edilmiştir. Bu yılın ilk yarısında 18,4GW daha kurulum yapılarak aynı döneme nazaran % 15 den fazla bir artış gözlemlenmiştir. Dünya rüzgâr kapasitesi 2011 yılı ilk yarısında küresel olarak yüzde 9,3 büyümüştür[30]. Kurulu rüzgâr kapasitesinde özellikle son 3 yılda hızlı bir büyüme gözlemlendi. Şekil 1.2 de bu büyüme gösterilmiştir.



Şekil 1.2. Dünya kurulu rüzgâr kapasitesi

Dünya pazarına, Çin, ABD, Almanya, İspanya ve Hindistan rehberlik etmektedir. Bu ülkelerin payı toplam kapasitenin % 74 üne ulaşmaktadır.



Şekil 1.3. 2011 sonu itibariyle toplam kurulu kapasite [30]

Çin, Şekil 1.3 de görüldüğü gibi dünya pazarında ilk sırada. Ayrıca ilk yarıyılıda 8GW artış şimdiye kadar kaydedilen en büyük artış olarak kaydedilmiştir.

Avrupa pazarında 2010 yılına göre, 2011 yılında daha güçlü bir büyüme gözlenmiştir. Almanya 766 MW lık yeni yatırımıyla toplam kurulu gücünü 27981 MW gücüne ulaştırdı. İspanya 484MW yatırımıyla 21150 MW, İtalya 460MW yatırımıyla 6200MW,Fransa 400MW yatırımıyla 6060MW, İngiltere 504MW yatırımıyla 5707MW ve Portekiz 260 MW yatırımıyla 3960MW, kurulu güçlerine ulaştırdılar. Sadece Fransa ve Danimarka 2010 yılının ilk yarısına göre düşüş gösterdiler. Danimarka ilk 10 da ki yerini 2011 ilk yarısında Portekiz'e bıraktı[30].

Amerika ise 2011 ilk yarısında 2252MW yatırımla 2010 ilk yarısına nazaran yüzde 90 lık bir artış yapmış gibi görünse de aslında 2010 ilk yarısındaki yatırımı çok zayıftır. 2010 ilk yarısında ABD'de 1200MW yatırım yapılmıştır. 2009 yılında

yaklaşık 10GW bir yatırıma ulaşan ABD, 2009 yılındaki gücüne ulaşım ulaşamayacağı tartışılmaktadır[30].

Kanada da ise 2010 yılı ilk yarısına göre oldukça güçlü bir büyüme gözlenmiştir. 2011 ilk yarısında 603MW büyüme görülmüştür. Bu büyümede yürürlüğe giren yeşil enerji yasasının da etkisinin olduğu belirtilmelidir[30].

Aşağıdaki tabloda Dünyada ilk 10'a giren ülkeler ve Dünya Toplam Rüzgâr gücü 2009 dan 2011'e kadar Çizelge 1.1 de gösterilmiştir.

Çizelge1.1. Dünya toplam rüzgâr gücü 2009 dan 2011 ilkyarı yılına kadar

Sıra	Ülke	2011 ilk yarıyılı sonunda kapasite (MW)	2011 ilk yarısında eklenen kapasite (MW)	2010 yılı sonu toplam kapasite (MW)	2010 yılı ilkyarisında eklenen kapasite (MW)	2009 yılı sonunda toplam kapasite (MW)
1	Çin	52800	8000	44733	7800	25810
2	ABD	42432	2252	40180	1200	35159
3	Almanya	27981	766	27215	660	25777
4	İspanya	21150	480	20676	400	19149
5	Hindistan	14550	1480	13065	1200	11807
6	İtalya	6200	460	5797	450	4850
7	Fransa	6060	400	5660	500	4574
8	İngiltere	5707	504	5203	500	4092
9	Kanada	4611	603	4008	310	3319
10	Portekiz	3960	260	3702	230	3357
11	Diğer	29500	3200	26441	2750	21872
-	TOPLAM	215000	18405	196682	16000	159766

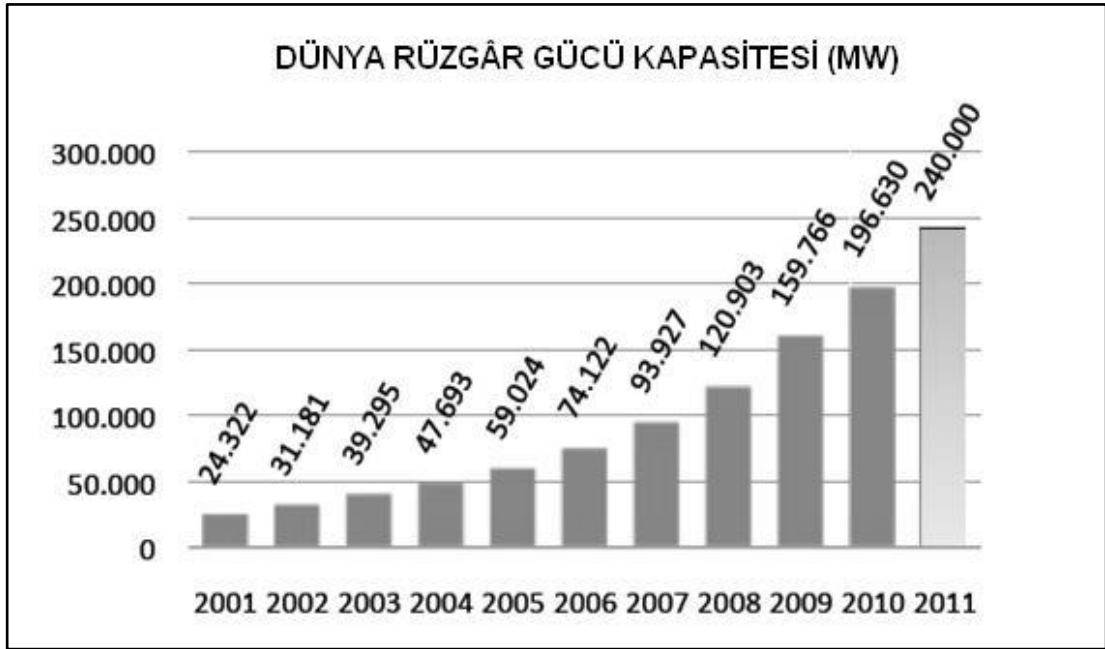
Dünyada yeni pazarlarda meydana geliyor. Rüzgâr yatırıma yönelen ülke sayısı 83 ten 86 ya ulaşmıştır. Son artışla beraber Venezüella, Etiyopya ve Honduras Ülkeleri de rüzgâr yatırıma başladılar. Ayrıca Dominik cumhuriyeti ciddi yatırımlar yaparak rüzgâr tarlalarını 0,2 MW tan 60 MW seviyelerine getirdi.

Avrupa da, özellikle doğu Avrupa da rüzgâr pazarında 2011 Ocak ve temmuz arasında büyük bir büyüme gözlemlendi. Romanya 59 MW yatırımla %10 büyümüştür. Polonya 245 MW ile %22, Hırvatistan 20 MW ekleyerek %28 ve Estonya 48 MW yatırımla % 32, büyüme kaydettiler[30].

Birçok ülke, örneğin; Ekvator, Malezya, Japonya ve Uganda gibi ülkeler yenilenebilir enerji yatırımlarının teşviki ve sistemlerine adapte olmalarında yardımcı olmak için yeni yasalar geliştirmektedir.

Dünya rüzgâr kapasitesi 2011 yılı sonu beklentisi 240500 MW, Dünya elektrik talebinin %3 ünü karşılayabilmektedir. 2011 yılı yılsonu beklentisi 43900 MW yeni yatırım ile 240500 MW ulaşması beklenmektedir. 2010 yılında 37642 MW yeni yatırım yapılmıştır[30].

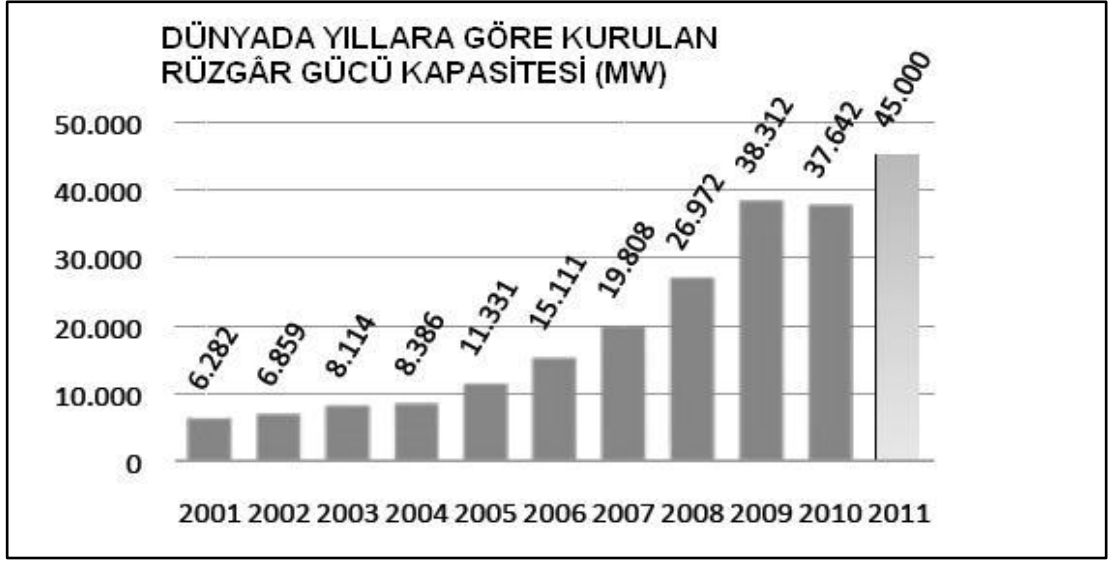
1.4.2. 2010 Yılı Sonunda Dünyada Rüzgâr Enerjisi



Şekil 1.4. Dünya rüzgâr gücü kapasitesi [31]

2010 yılı sonunda Dünya Kurulu rüzgâr gücü 196630 MW boyutuna ulaşmıştır. 2009 yılı sonunda 159766 MW, 2008 yılı sonunda 120903 MW boyutlarından bugünkü boyutlara ulaşmıştır. Şekil 1.4 de görüldüğü gibi rüzgâr gücü kapasitesi her geçen yıl büyümektedir[31].

2010 yılında dünya pazarında 2009 yılına göre bir küçülme meydana gelmiştir. Aşağıda dünyada yıllara göre yeni yatırımların grafiği görülmektedir.



Şekil 1.5. Dünyada yıllara göre kurulan rüzgâr gücü kapasitesi(MW) [31]

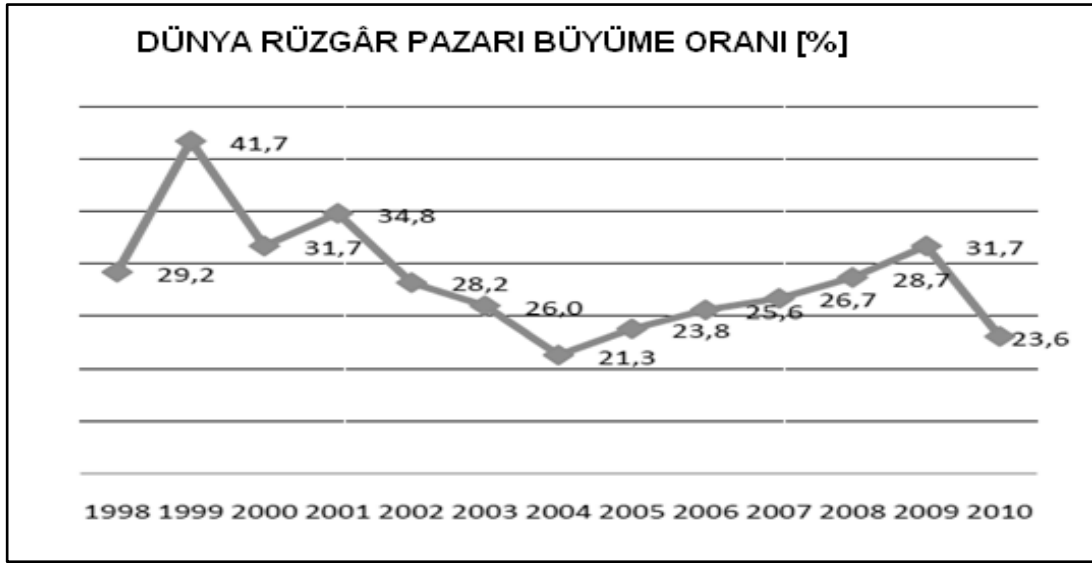
2009 yılında 38312 MW, 2010 yılında ise 37642 MW yatırım meydana gelmiştir. Çin 'de bile 2010 yılında yatırımlarda azalma görülmüştür. Çin'e yapılan yatırım 2009 yılında 24512 MW iken,2010 yılı sonunda 18714 MW yatırıma gerilemiştir. Pazarda yavaşlamaya rağmen Dünya Kurulu gücü artmaya devam etmektedir. Son 3 yılda 2 katına ulaşmayı başarmıştır. 2010 yılında rüzgârdan elektrik üreten ülke sayısı 83 e ulaşmıştır. Bu rakam 2009 yılından 1 fazladır. Ayrıca toplam kurulu gücünü 52 ülkede arttırmıştır. 2009 yılında 49 ülke bunu başarmıştı. Rüzgâr sektörü 2010 yılında 40 milyar Euro (55 milyar dolar) yatırıma ulaşmıştır. 2009 yılında bu yatırım 50 milyar Euro (70 milyar dolar) boyutundaydı. Bu azalmada üretim merkezlerinin Çin'e kaymasının da etkisi olduğu gözlenmektedir[31].

Rüzgâr enerjisi kullanımının desteklenmesi için ülkelerin Politik desteğinin de artması gerekmektedir. Rüzgâr enerjisinin teşviki amaçlı yasalar üretilmelidir. Özellikle ABD de düzenleyici yasalardaki belirsizlik ve yenilenebilir enerjiye odaklanma beklentinin altında olduğu görülmektedir.

Ayrıca gelişmekte olan ülkelerdeki politik boşluk ve mali yetersizliğin yanında rüzgâr yatırımları pazarına yabancı kalmanın verdiği dezavantajlar sebebi ile gelişmekte olan ülkeler rüzgâr enerjisi üzerine yeteri kadar önem verememektedir.

Bunlara ek olarak yenilenebilir enerji için gerekli olan uluslar arası iskelet yasalar henüz oluşturulamamıştır.

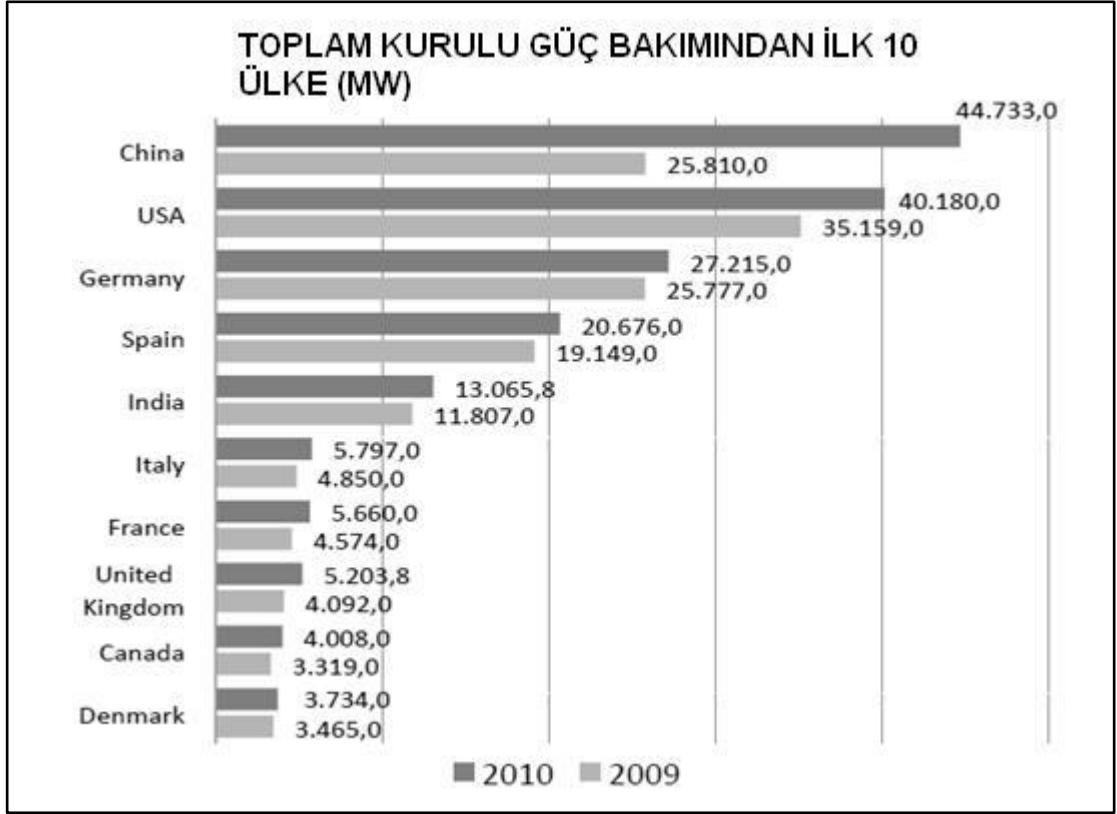
2010 yılında dünya rüzgâr pazarında % 23,6 oranında büyüme görülmüştür. Geçen yıla oranla büyük bir düşüş görülmektedir. 2009 yılında dünya rüzgâr pazarı büyüme oranı % 31,7 olarak görülmektedir. Büyüme oranı yeni kurulan rüzgâr enerjisi kapasitesi ve önceki yıl kurulu kapasite arasındaki ilişki olarak belirlenmiştir[31].



Şekil 1.6. Dünya rüzgâr pazarı büyüme oranı (%) [31]

2009 yılında %31,7 ile 2001 den bu yana dünya rüzgâr pazarı büyüme oranının zirve yaptığı görülmektedir. Büyüme oranında Romanya zirve yaparak rüzgâr kapasitesini 40 kat arttırmıştır. İkinci büyük büyüme oranına sahip ülke %112 kapasitesini arttıran Bulgaristan olmuştur. Güçlü büyüme oranı gösteren diğer ülkelerse; Çin, Türkiye, litvanya, Polonya, Brezilya, Macaristan, Hırvatistan, Kıbrıs ve Belçika olarak kaydedilmiştir.

Çin 2010 yılında 18,9 GW rüzgâr kapasitesi ekleyerek dünya pazarının %50,3 lük payını temsil etmektedir[31].

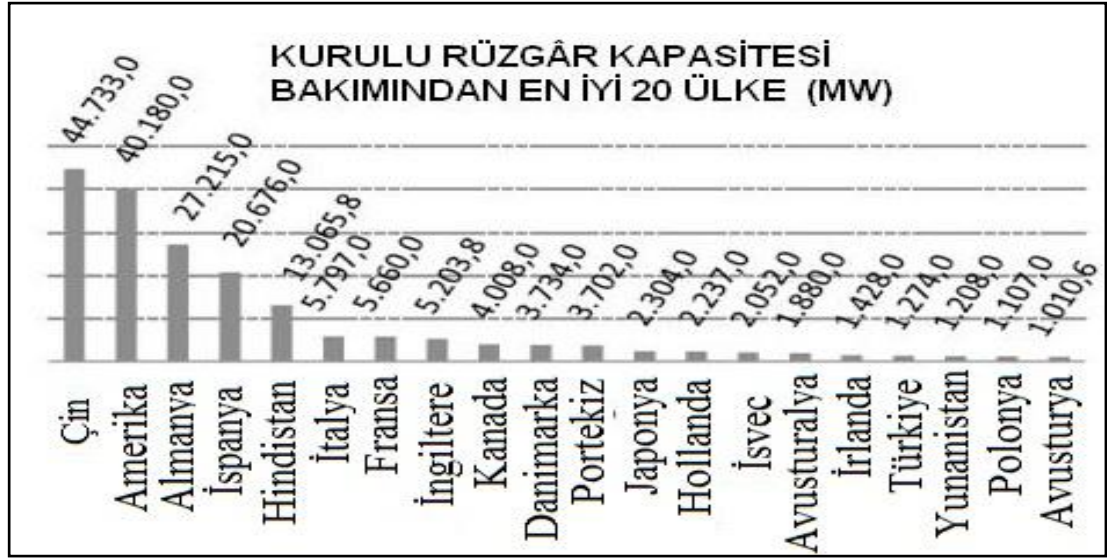


Şekil 1.7. Toplam kurulu güç bakımından ilk 10 ülke (MW) [31]

Şekil 1.7 de dünyanın en yüksek rüzgâr kapasitesine sahip ilk on ülke 2009 ve 2010 yıllarındaki kapasiteleriyle beraber verilmiştir.

ABD 2010 Yılında 5,6 GW rüzgâr kapasitesi artışı gösterdi. 2009 yılındaki artışına göre düşük bir değer. 2009 yılında 9,9 GW lık kapasite artışı göstermiştir. 2005 sonunda 11 ülke, 2009 yılı sonunda 17 ülke, 2010 yılı sonunda 20 ülke, 1 GW rüzgâr kapasitesinden fazla yatırım yaptılar. Yine 2010 Yılı sonunda dünya çapında 39 ülke 100 MW 'dan fazla rüzgâr yatırımı yaptılar. 2009 sonunda bu rakam 35 tir. 5 yıl öncesindeyse 24 ülke bu yatırımı başarabilmiştir. İlk beş ülke (Çin, ABD, Almanya, İspanya ve Hindistan) dünya kurulu rüzgâr gücünün %74,2 sini üretmektedir. Sadece Çin ve ABD dünya kurulu rüzgâr gücünün % 43,2 sini üretmektedir. (2009 da bu oran %38,4 tü.) Çin rüzgâr pazarında oldukça güçlü bir performans sergilemekte, rüzgâr türbinleri için pazarın yarısından fazlasını elinde bulunduruyor[31].

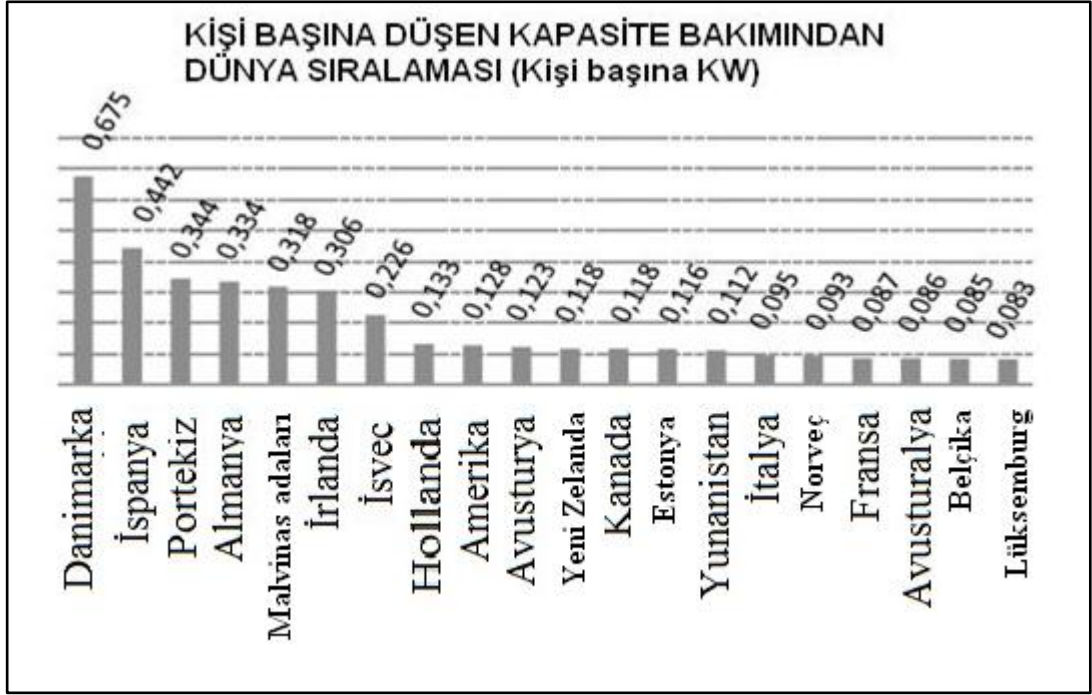
Şekil 1.8 de 2010 yılında kurulan rüzgâr güçleri açısından dünyada ilk 20 de yer alan ülkeler ve yatırımları görülmektedir. Çin 44730 MW ile 1. Sırada yer alırken, ABD 40180 MW, Almanya 27215 MW, İspanya 20676 MW, Hindistan 13065 MW rüzgâr yatırımlarıyla Çin’i takip etmektedirler.



Şekil 1.8. Kurulu rüzgâr kapasitesi bakımından en iyi 20 ülke (MW) [31]

Türkiye’de 1274 MW ile 17.sırada yer almaktadır.

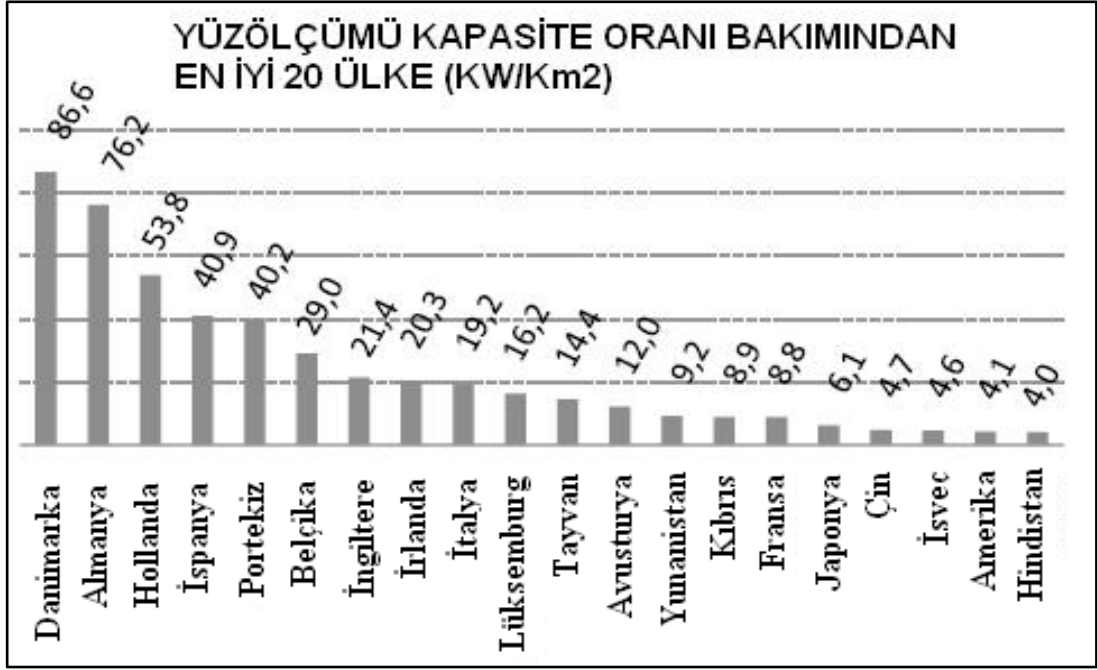
Nüfus ile bağdaştırıldığında ise tablo oldukça değiştiği görülmektedir. Nüfus açısından değerlendirildiğinde ilk sırada açık ara farkla Danimarka (kişi başına 0.675 KW) olduğu görülmektedir[31].



Şekil 1.9. Kişi başına düşen kapasite bakımından dünya sıralaması [31]

İspanya (kişi başına 0.442 KW) , Portekiz (kişi başına 0.344 KW), Almanya (kişi başına 0.334 KW), Falkland adaları (kişi başına 0.318 KW) ile Danimarka'yı takip etmektedir[31].

Ayrıca yüzölçümü açısından dünya rüzgâr enerjisi üretimini değerlendirdiğimizde yine Danimarka'nın öne çıktığı Şekil 1.10 da görülmektedir.



Şekil 1.10. Yüzölçümü kapasite oranı bakımından en iyi 20 ülke [31]

Danimarka kilometrekareye düşen 86,6 KW ile ilk sırada, Almanya kilometrekareye 76,2 KW, Hollanda kilometrekareye 53,8 KW, İspanya kilometrekareye 40,9 KW, Portekiz 40,2 KW ile Danimarka'yı takip etmektedir. Çin kilometrekareye 4,7 KW ile 17. sırada ve ABD kilometrekareye 4,1 KW ile 19. Sırada yer almaktadır.

Rüzgârdan üretilen elektriğin dünya elektrik üretimindeki payı, 2010 yılında yeni kurulu güçlerle birlikte dünya elektrik talebinin % 2,5 karşılayabilecek konuma geldi. 430 TWh'lik bir üretime ulaşmaktadır[31]. Bu miktar 60 milyondan fazla nüfusa sahip, dünyanın 6. büyük ekonomisi olan İngilterenin enerji ihtiyacından daha fazla bir miktardır.

Rüzgâr sektöründe istihdam duruma baktığımızda 2010 yılı sonunda dünya çapında 670 bin insan dolaylı ve dolaysız olarak bu sektörde çalışmaktadır. 2005 yılı sonunda bu rakam 235 bin seviyesindeyken son 5 yıl içinde 3 katına çıkmıştır. Bu alanda istihdam artmaya devam etmektedir. Üstelik çok farklı dallarda çalışan personelleri de bir araya getirmektedir. Yöneticiler, mühendisler, tekniker ve teknisyenler, çevre uzmanları gibi birçok meslek grubuna istihdam alanı yaratmaktadır.

Bazı Ülkelerde rüzgâr enerjisinin payı ülke elektrik üretiminde önemli yerler almaya başlamıştır. Danimarka yine bu bakımdan da dünyada bir numara olmaktadır. Danimarka % 21, Portekiz % 18, İspanya % 16, Almanya % 9, toplam elektrik üretimlerindeki rüzgâr enerjisi paylarına ulaştırmışlardır. Çin'de bu katkı %1,2 boyutundayken ABD de bu oran yaklaşık %2 boyutuna ulaşmıştır[31].

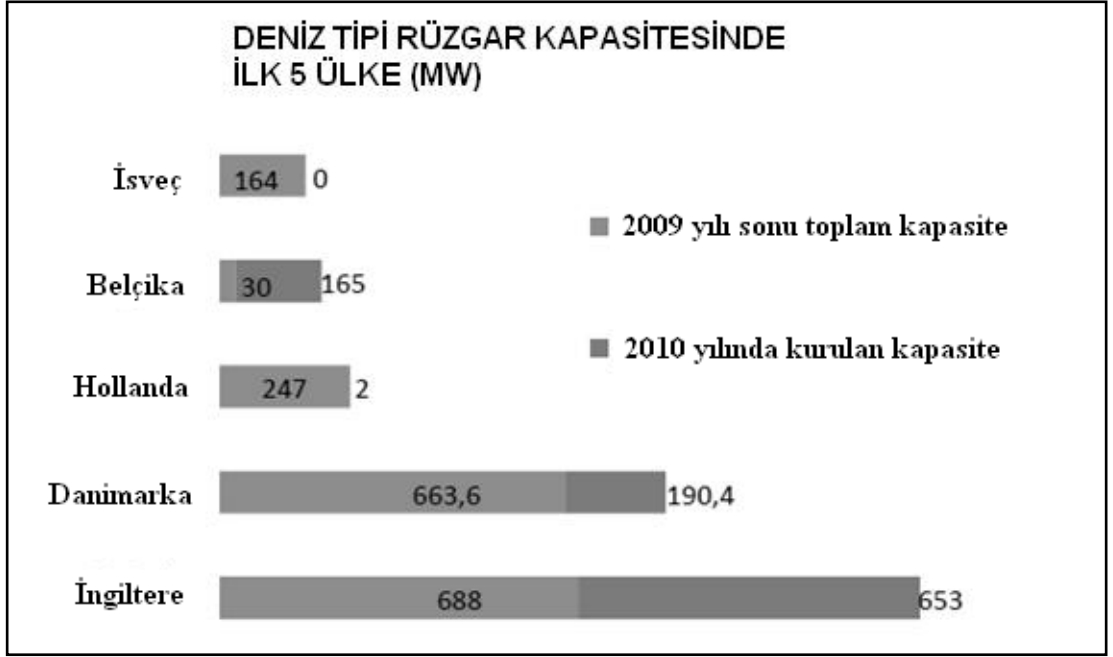
1.4.3. Deniz Tipi Rüzgâr Enerjisi

Deniz tipi(Offshore) rüzgâr kapasitesi 2010 yılın sonunda da 2009 yılına benzer şekilde büyümeye devam etti. 2010 yılında dünya çapında deniz tipi rüzgâr kapasitesi 3117,6 MW miktarına ulaşmıştır. Bu miktarın 1161,7 MW lık bölümü 2010 yılında eklendi. 2010 yılında % 59 oranında büyüme kaydedilmiştir. Bu oran oldukça iyi bir orandır[31].

Toplam rüzgâr kapasitesi içindeki deniz tipi rüzgâr kapasitesi oranı 2009 yılında %1,2 den 2010 yılında % 1,6 oranına ulaşmıştır. 2010 yılında eklenen rüzgâr kapasitesinde de % 3,1 oranında bir paya sahip olmuştur[31].

İngiltere 2010 yılında 653 MW deniz tipi rüzgâr yatırımıyla, 2010 yılında dünya çapında yapılan deniz tipi rüzgâr yatırımının yarısından fazlasını gerçekleştirmiştir. Bu yatırımla beraber İngiltere de toplam deniz tipi rüzgâr kapasitesi 1351 MW miktarına ulaşmıştır. Deniz tipi rüzgâr kapasitesinin İngiltere toplam rüzgâr kapasitesindeki payı %26 seviyesine gelmiştir[31].

Danimarka deniz tipi kapasitesini 854 MW boyutuna ulaştırarak bu alanda dünya çapında ikinci sırayı almıştır. 2010 yılında 190,4 MW daha deniz tipi rüzgâr yatırımı yapmıştır[31].



Şekil 1.11.Deniz tipi rüzgâr kapasitesinde ilk 5 ülke [31]

Şekil 1.11 de görüldüğü gibi İngiltere, Danimarka, Hollanda, Belçika ve İsveç offshore rüzgâr kapasitesinde ilk beşe girmişlerdir. Çizelge 1.2 de 2008 den 2010'a dünya çapındaki offshore rüzgâr kapasiteleri değişimi görülmektedir.

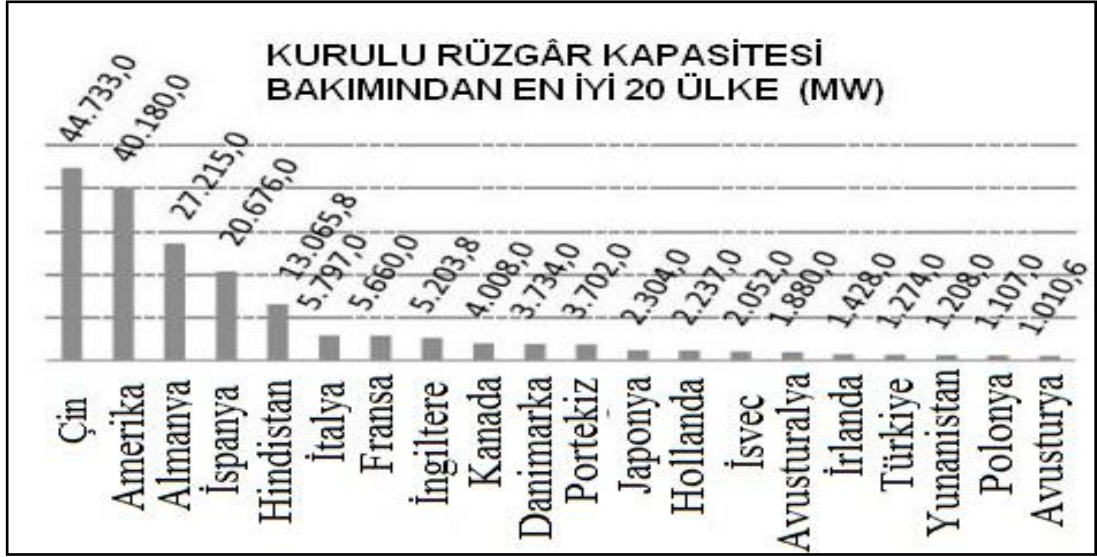
Çizelge 1.2. 2008'den 2010'a dünya offshore rüzgâr kapasiteleri değişimi [31]

SIR A	ÜLKE	TOPLAM DENİZ TİPİ KAPASİTE 2010 (MW)	2010 YILINDA EKLENEN DENİZ TİPİ KAPASİTE (MW)	2010 BÜYÜME ORANI (%)	TOPLAM DENİZ TİPİ KAPASİTE 2009 (MW)	TOPLAM DENİZ TİPİ KAPASİTE 2008 (MW)
1	İngiltere	1341	653	94.9	688	574
2	Danimarka	854	190.4	28.7	663.6	426.6
3	Hollanda	249	2	0.8	247	247
4	Belçika	195	165	550	30	30
5	İsveç	164	0	0	164	134
6	Çin	123	100	434.8	23	2
7	Almanya	108.3	36.3	50.4	72	12
8	Finlandiya	30	0	0	30	30
9	İrlanda	25	0	0	25	25
10	Japonya	16	15	1500	1	1
11	İspanya	10	0	0	10	10
12	Norveç	2.3	0	0	2.3	0
	TOPLAM	3117.6	1161.7	59.4	1955.9	1491.6

1.5. Türkiye'de Rüzgâr Enerjisi

Türkiye dünya çapında rüzgâr enerjisi sıralamasında 1274 MW üretimiyle 2010 yılı sonu itibariyle 17. Sırada bulunmaktadır. Şekil 1.12 de ilk 20 ülke görülmektedir.

Türkiye 2009 yılı sonunda büyük bir büyüme oranı göstererek Avrupa rüzgâr pazarında kendini belli etmiştir[31]. 2009 yılı büyüme oranı %138,9 olarak kaydedilmiştir. 2010 yılında da yine büyüme sürmüştü fakat 2009 yılına göre daha düşük bir büyüme oranı görülmüştür. Buna rağmen Türkiye büyüme oranı açısından dünyada ilk 10'a girerek 5. Sırada yerini almıştır. 2010 yılı sonunda % 59,9'luk bir büyüme gerçekleşmiştir[32].



Şekil 1.12. Kurulu rüzgâr kapasitesi bakımından en iyi 20 ülke (MW) [31]

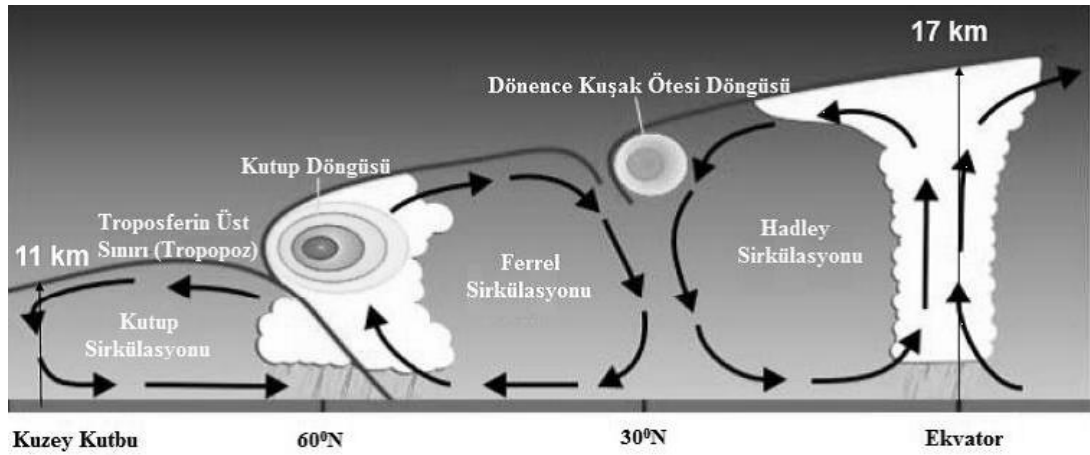
1.6. Tezin amacı ve içeriği

Bu çalışmada, Rüzgâr potansiyelinin YSA ile analiz edilmesi amaçlanmıştır. YSA kullanılarak Rüzgâr-Sıcaklık (R-S), Rüzgâr-Basınç (R-B), Rüzgâr-Nem (R-N) verileri kullanılarak rüzgâr hızı tahmini yapıldı. 3 farklı giriş için LM, EY, Dİ öğrenme algoritmaları kullanılarak her üç ay için 9 adet grafik elde edildi. Elde edilen grafiklerin ortalama karekök hatası (OKH) değerleri hesaplandı. Böylece öğrenme algoritmalarının YSA içindeki öğrenme yetenekleri kıyaslandı. Aynı zamanda R-S, R-B ve R-N giriş verilerinin birbirine kıyasla hangi girişin daha iyi sonuç verdiği bulunmaya çalışıldı.

2. METOT

2.1. Rüzgâr ve Parametreleri

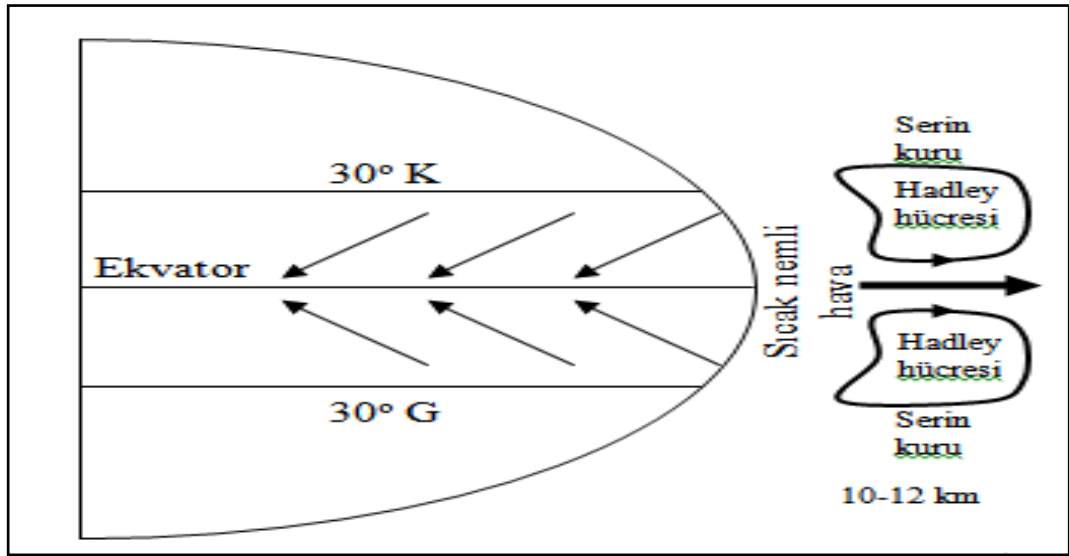
Yenilenebilir enerji kaynaklarının en önemlilerinden biride rüzgâr enerjisidir. Rüzgâr enerjisinin temelinde güneş yatmaktadır. İhtiyacı olan enerjiyi güneşten alan, bir ısı makinesine benzetilebilen olan atmosferde; Isıca birbirinden farklı hava kütlelerinin yüksek basınç altındaki soğuk bölgelerden daha sıcak olan alçak basınç altındaki bölgelere akarlar. Isı enerjisini kinetik enerjisine dönüştüren hava hareketi rüzgâr olarak adlandırılmıştır [33]. Başka bir anlatımla, sıcak hava yoğunluğunun soğuk havadan daha hafif olması sebebiyle yükselmesi ve buna dayanarak havanın yer değiştirmesiyle oluşan akımlardır [34]. Dünyanın güneş gören bölgesinde hava, kara ve deniz ısıısı artarken, güneş görmeyen bölgesinde soğuma meydana gelir. Gece ve gündüzü oluşturan kendi eksenini etrafındaki hareketiyle bu ısınma ve soğuma düzenli bir şekilde devam eder[35]. Rüzgârın oluşumu şekil 1.13 de gösterilmiştir.



Şekil 1.13. Rüzgârın Oluşumu [36]

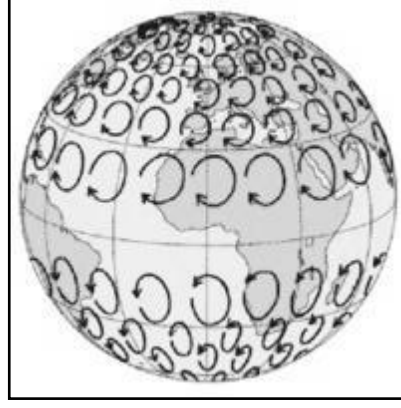
Dünyanın yörüngesinde dönüşü sebebiyle mevsimler oluşmakta ve bu sıcaklık farklarını desteklemektedir [36].

Atmosferde potansiyel ve kinetik enerji bulunmakta ve bu enerjiler birbirlerine dönüşerek rüzgâr oluşumunu devam ettirmektedir. Şekil 1.14 de gösterildiği gibi ekvator civarında yerle temas halinde bulunan sıcak ve nemli hava konveksiyonla yükselir, yükseldikçe soğur, belli bir seviyeye yükseldikten sonra daha soğuk olan kuzey enlemlere yükselir ve 30^0 kuzey enlemlerine yaklaşınca tekrar yeryüzüne doğru alçalır. Burada nispeten daha soğuk ve kuru olan hava ekvatora doğru yönelir. Bu duruma Şekil 1.14 de gösterilen “Hadley Sirkülasyonu” adı verilir.



Şekil 1.14. Hadley sirkülasyonu [37]

Şekil 1.15 de verilen dünyanın dönüşüyle meydana gelen Coriolis Kuvveti nedeniyle havanın hareketi, hareket yönünün sağına doğru saptırıldığından 0^0 - 30^0 enlemleri arasında yer yüzeyinde oluşan rüzgârlar temel olarak kuzey-doğu karakterli olurlar.



Şekil 1.15. Coriolis kuvveti [38]

Benzer yapıda ancak bu kez dalgalar şeklinde bir karakteristik arz eden ve Rossby Sirkülasyonu diye adlandırdığımız bir hava dolaşımı da 30^0 - 90^0 enlemleri arasında gerçekleşir. Bu hava dolaşımı sonucunda, 30^0 - 60^0 enlemleri arasında güney-batılı ve 60^0 - 90^0 enlemleri arasında ise kuzey-doğulu rüzgârlar oluşur[39].

Rüzgâr santrallerinde enerji üretiminde üretim planlamasından, enerji üretimine kadar ki yaşanan genel sorun, rüzgâr potansiyeli yoğunluğunun ve zamana bağlı doğrusal olmayan değişiminin verimli bir şekilde modellenmesidir. Rüzgârı karmaşık meteoroloji modelleri ile modellemek yeterince etkin bir çözüm değildir [14]. Rüzgâr hızı ve onu etkileyen faktörler basınç, sıcaklık ve nemde doğrusal olmayan bir şekilde değişmektedir. Rüzgârın kinetik enerjisini etkin bir biçimde elde etmek için aşağıdaki meteorolojik değişkenlerin ölçülmesi gerekmektedir.

- Rüzgâr hızı,
- Rüzgâr yönü,
- Basınç,
- Sıcaklık,
- Nem.

Ölçüm yapılacak bölgenin yeryüzü koşullara göre ölçüm yüksekliği belirlenmelidir[40]. Rüzgâr ölçüm yüksekliği genellikle, özel amaçlı ölçüm istasyonları dışında dünya meteoroloji örgütü standartlarına göre yer yüzeyden 10 m

yukarıda alınır. Ölçüm alınacak bölgenin etrafında bol ağaç ve tepeler yada yapı alanları olmamasına dikkat edilir. Rüzgâr hızının ve yönünün belirleneceği yerde ölçüm yapan istasyonla civarındaki engel teşkil edebilecek nesne arasındaki mesafenin nesnenin boyunun on katı veya daha fazla olması gerekmektedir. Ayrıca ölçüm yapan istasyonun 150 m çapındaki bölgede rüzgârı engelleyebilecek bir etki bulunmamalıdır [41]. Kurulacak bir rüzgâr türbini için ölçüm yüksekliği türbin yüksekliğinin üçte ikisi kadar mesafede olması gerekli görülür [42].

2.2. Rüzgâr Gücü Hesabı

Rüzgâr enerjisi potansiyelinin hesaplanmasında temel etkenler rüzgâr hızı ve esme saat sayısıdır. Bu veriler kullanılarak bir bölgeye ait potansiyel enerji boyutunu hesaplayabilmek olanaklıdır. Bunun için, kinetik enerjinin hesaplanması gerekir. Havanın bir ağırlığı ve hızı olması nedeniyle bir kinetik enerjisi vardır. Rüzgâr türbinleri ile ilgili ilk teori 1926 yılında Göttingen Enstitüsü'nde Dr. Albert BETZ tarafından ortaya atılmıştır. Bu teoreme, Betz rüzgâr rotorunun ideal olduğu varsayılır. Diğer bir ifade ile rotor, havaya karşı sürüklenme direnci göstermeyen sonsuz sayıda kanattan oluşmaktadır. Bu şekilde, rüzgâr rotorunun mükemmel bir enerji dönüştürücüsü olduğu varsayılmıştır. Teoreme göre rüzgâr enerjisinden maksimum %59 olduğu hesaplanmıştır[36].

Bu teoriye göre; Rüzgâr hareket halindeki hava olup, sahip olduğu kinetik enerji şu şekildedir.

$$E_k = \frac{1}{2} m_h v_r^2 \quad (2.1)$$

Burada;

E_k : Rüzgârdaki kinetik enerji (J)

v_r : Ölçüm yüksekliğindeki rüzgâr hızı (m/s)

m_h : Havanın kütlesi (kg)

Havanın kütlesi (m_h) 2.2 de ki formül ile belirlenir.

$$m_h = \rho_h v_h \quad (2.2)$$

Burada;

ρ_h : Havanın yoğunluğu (kg/m³)

v_h : Hava hacmi (m³)

Hava hacmi

$$v_h = v_r s t \quad (2.3)$$

Formülü ile hesaplanır. Burada;

v_r : Ölçüm yüksekliğindeki rüzgâr hızı (m/s)

s : Rotor süpürme alanı (m²)

t : Ölçüm zamanını (s)

Böylece, 2.3 denklemi ve 2.2 denkleminde yerine yazılarak, kinetik enerji eşitliğinde düzenlemeler yapılırsa, Rüzgâr enerjisi (E_r) Joule biriminden 2.4 denklemi ile tanımlanmış olur.

$$E_r = \frac{1}{2} \rho_h s v_r^3 t \quad (2.4)$$

Bu eşitlikte $t = 1$ alınacak olursa, Birim zamandaki enerji yani, rüzgârın anlık gücü

$$P_r = \frac{1}{2} \rho_h s v_r^3 \quad (2.5)$$

şeklinde tanımlanır.

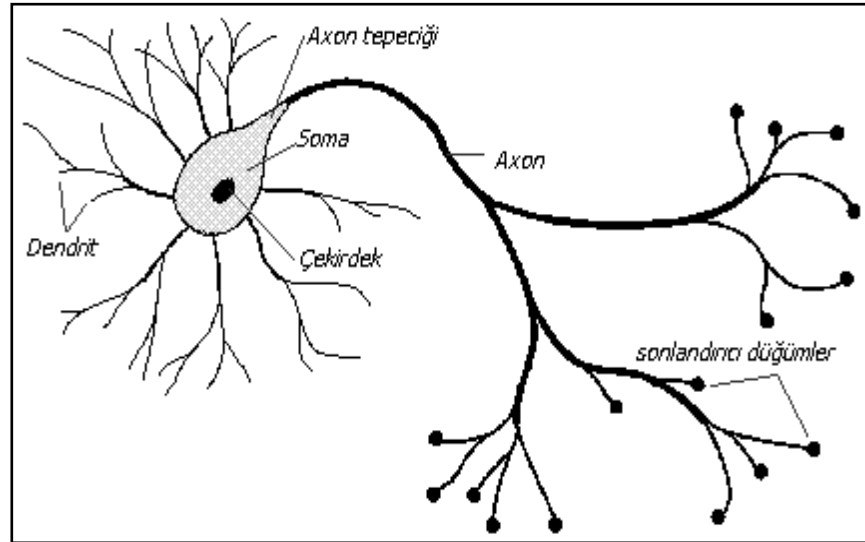
2.3. Yapay Sinir Ağları

YSA, insan beyninin fonksiyonlarında olduğu şekilde öğrenerek, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri, sistem dışından yardım almadan yapabilen bilgisayar yazılım sistemleridir [43].

Yapay sinir ağı; insan beynini model olarak, öğrenme adımlarının matematiksel olarak modellenmesi sayesinde ortaya çıkmıştır. İnsan beyninin çalışma ilkelerini imitasyon yaparak çalışan bu sistemler, bilgisayar ve nano teknoloji hızla gelişmiş olsa da insan beyni ile kıyaslandığında halen çok ilkel kalmaktadır. Nano saniyeler seviyesine ulaşmış işlem hızları ile YSA'lar, mili saniyeler seviyesindeki işlem hızları ile işlem yapabilen insan beyninin işlevselliğinin oldukça gerisindedir.

YSA, bilgiyi biriktirmek için doğal meyili olan basit birimlerden oluşan paralel dağıtılmış bir işlemci olarak tanımlanmıştır. Bilgi, öğrenme metodu ile ağ tarafından elde edilir. Sinaptik ağırlıklar olarak bilinen nöronlar arası bağlantı kuvvetleri, bilgiyi biriktirmek için kullanır [44].

Biyolojik sinir ağının yapı taşı oluşturulan basit sinir hücresine nöron adı verilir [45]. Aşağıdaki şekilde şematik diyagramı verilen tipik sinir hücresi, soma olarak adlandırılan hücre gövdesi, akson ve dendritler olmak üzere üç ana kısımdan meydana gelmiştir. Dendritler üzerinden girişler alınır, elde edilen bu girişler soma tarafından işlenir. Nörondaki verileri taşıyan sinirsel bağlantı halindeki akson ise, işlenen girişleri çıkışa bildirir. Akson dendrit bağlantısına synapse adı verilir. nöronlar arasında elektrokimyasal bağlantı Synapse tarafından sağlanır.



Şekil 2.1. Basit bir sinir hücresi

Bir insanın beyin korteksinde 100 milyar nöron ve 60 trilyon synapse veya bağlantının bulunduğu öngörülmektedir. Sonuçta beyin son derece verimli bir yapıdır. Özellikle beyin enerjik verimliliği, her saniyede her bir işlem için yaklaşık 10^{-16} joule'dur, bu değer bugünün en iyi bilgisayarlarında yaklaşık 10^{-6} joule'dur. Bugünün en hızlı bilgisayarları bile Beynin nöronları organize etme yeteneğinden daha yavaş kalmaktadır [43]. Bununla birlikte, duygusal bilgileri son derece hızlı değerlendiren beyinin, sinir hücresindeki tepki hızı şaşırtıcı şekilde yavaştır. Bu nedenle insan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği ile son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tarif edilebilir.

Bir varsayıma göre nöronlar elektriksel sinyaller aracılığıyla haberleşmektedir. Nöronlar çok yoğun beyinsel faaliyetleri kimyasal bir ortamda yerine getirebilmektedirler. Böylece beyni, biyokimyasal işlemlerin meydana geldiği oldukça yoğun bir elektriksel ağ gibi muhakeme edebilir. Ağa giriş, duyarlı algılayıcılar (reseptörler) ile sağlanır. Reseptörler uyarıyı gövdeye iletirler. Uyarı elektriksel sinyaller formatındadır. Efektörler, nöron ağına bilgi aktarılması ve merkezi sinir sisteminde bilginin işlenmesi sonucu kontrol edilir.

2.3.1. YSA'ların Genel Özellikleri

YSA'lar, genel olarak karakteristik özelliklerle göstermelerine rağmen temel birkaç ortak özelliğe sahiptirler. Birinci özellik; YSA'larda sistemin paralellığı ve toplamsal işlevin konstrüktif olarak paylaştırılmışlığıdır[46]. YSA birçok nörondan oluşur ve bu nöronlar senkronize olarak karmaşık işlevleri yerine getirir. Süreç içerisinde bu nöronlardan her hangi biri görevini yerine getiremese dahi sistem güvenli bir şekilde çalışmasına devam edebilir.

İkinci özellik ise ağ yapısının, eğitim esnasında kullanılan nümerik bilgilerden eşleştirmeyi betimleyen kaba özellikleri algılaması ve böylelikle eğitim sırasında kullanılmayan girdiler için de, anlamlı yanıtlar üretebilmesidir. Kısaca genelleme

yeteneğidir [47].

Üçüncü olarak; ağ fonksiyonları doğrusal olmayabilmektedirler. Yapı üzerinde dağılmış belli tipteki lineer olmayan alt birimler, özellikle istenen eşleştirmenin kontrol ya da tarif etme işlemlerinde olduğu gibi lineer olmaması durumunda görevin düzgün bir biçimde yerine getirilebilmesini matematiksel olarak mümkün kılarlar.

Dördüncü özellik ise; sayısal ortamda tasarlanan YSA'ların, gerçekleştirilebilir olmasıdır. Bu özellik YSA'ların günlük yaşamda kullanılabilir hale geleceğini göstermektedir.

2.3.2. YSA'ların Avantaj ve Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının klasik sistemlere göre sağladıkları avantajlar; doğrusal olmama, öğrenme, genelleme yapma, ilişkilendirme, sınıflandırma, veri işleme, özellik belirleme olarak belirtilebilir [48].

YSA'lar makine öğrenmesi gerçekleştirebilirler. Yapay sinir ağlarının temel görevi bilgisayarın öğrenmesini sağlamaktır. Olayları öğrenerek benzer durumlar karşısında bilgiler olmaksızın mantıklı kararlar verebilirler.

Bilgi işleme teknikleri geleneksel programlamadan farklıdır. Bu sebeple geleneksel programlamada oluşan birçok olumsuzluk ortadan kaldırılabilir.

Bilgiler ağın tamamında saklanır. Geleneksel programlamada olduğu gibi bilgiler veri tabanları yâda programın içinde belli bir düzende tutulmaz, ağın tamamına yayılarak ağın bağlantılarının değerleri ile ölçülmekte ve ağ bağlantılarında saklanmaktadır. Nöronlardan bazılarının fonksiyonunu yitirmesi, anlamlı bilginin kaybolmasına neden olmaz.

Örnekleri kullanarak öğrenirler. YSA'nın öğrenebilmesi için örneklerin yani gerçekleşmiş olayların belirlenmesi ve bu örneklerin ağa gösterilerek istenen çıktılara göre ağın eğitilmesi gerekmektedir. Ağın başarısı, seçilen örnekler ile doğru orantılıdır, ağa olay bütün yönleri ile gösterilemezse ağ yanlış çıktılar üretebilir. Bu

nedenle örneklerin toplanması ve ağı tanıılması YSA da büyük önem taşımaktadır.

Daha önce görülmemiş örnekler hakkında bilgi üretebilirler. YSA'lar daha önce öğrendikleri benzer olaylardan genellemeler çıkarırlar ve bu genellemeler ile yeni örnekler hakkında bilgi üretebilirler.

Algılamaya yönelik olaylarda kullanılabilirler. YSA'ların en iyi oldukları alanlardan birisi algılamaya yönelik uygulama alanlarıdır. Bu alanlarda başarılı oldukları yapılan uygulamalarla kanıtlanmıştır. YSA'larla uzman sistemler birleştirilerek bilgiye yönelik çalışmalarda kullanılmakta ve daha başarılı sistemler oluşturabilmektedirler.

Örüntü ilişkilendirme ve sınıflandırma yapabilirler. YSA'lar kendilerine örnekler halinde verilen şekilleri kendisi veya diğerleri ile ilişkilendirebilir. Ayrıca kendisine verilen örneklerin sınıflandırılması ve bir sonraki verinin nasıl sınıflandırılacağına karar verilmesi konusunda kullanılabilirler.

Örüntü tamamlama yapabilirler. Ağı eksik bilgileri içeren bir şekil verildiğinde eksik bilgilerin tamamlanması konusunda başarı elde edebilirler. Örneğin yırtık bir resmi görüp tamamlayabilirler.

Kendi kendine öğrenebilme ve organize etme yetenekleri vardır. YSA'lar çevrimiçi olarak öğrenebilirler ve kendi kendilerini eğitebilirler. Daha önce gördükleri örnekleri kullanarak yeni duruma adapte olabilirler.

Eksik bilgi ile çalışabilmektedirler. Geleneksel sistemlerin aksine YSA'lar eğitildikten sonra veriler eksik bilgi içerse dahi, sonuca gidebilirler. Bu durum performanslarını etkilemez, performansın etkilenmesi eksik bilginin önemine bağlıdır. Burada bilgilerin önem dereceleri eğitim sırasında öğrenilir. Performans düşük ise eksik bilginin önem derecesi yüksektir diyebiliriz.

Hata toleransına sahiptirler. YSA'ların eksik bilgilerle ve bazı hücreleri bozulsa dahi çalışabilmeleri, onları hatalara karşı toleranslı hale getirir. Yine performans bozulan hücrelerin ve eksik bilgilerin önem derecesine göre değişebilir.

Dereceli bozulma gösterirler. Bir ağı, zaman içerisinde yavaş ve dereceli bir

bozulmaya uğrar. Ağlar problemin ortaya çıktığı anda değil hatalara gösterdiği tolerans sebebi ile zaman içinde bozulma gösterirler.

Dağıtık belleğe sahiptirler. YSA'larda bilgi ağa dağılmış bir şekildedir. Hücrelerin birbirleri ile olan bağlantı ve ağırlık değerleri ağın bilgisini gösterir. Bu nedenle tek bir bağlantının kendi başına anlamı yoktur. Bilgiler ağın tamamına dağıtılmış olduğu için dağıtık bir bellek oluşmuştur.

Burada bazı temel avantajlardan bahsedilmekle beraber, YSA'ların bunlar dışında pek çok avantajı vardır. YSA'ların, avantajlarının yanında bazı dezavantajları da vardır. Belli başlı dezavantajları;

Donanım bağımlıdır. YSA'ların en önemli sorunu donanım bağımlı olmalarıdır. YSA'ların en önemli özellikleri ve var oluş sebeplerinden birisi olan paralel işlem yapabilme yeteneği, paralel çalışan işlemciler ile performans gösterir bu nedenle bazı sorunları çözmek için gerekli olan paralel işlemcilerin hepsini birleştirmek mümkün olmayabilir.

Uygun ağ yapısının belirlenmesinde belli bir kural yoktur. YSA'larda probleme uygun ağ yapısının belirlenmesi için oluşturulmuş bir kural yoktur. Uygun ağ yapısı deneyim ve deneme yanılma yolu ile belirlenmektedir. Bu nedenle problemlerin çözümüne ulaşamaz ve düşük performans değerleri meydana gelir.

Ağın parametre değerlerinin belirlenmesinde belli bir kural yoktur. YSA'larda öğrenme katsayısı, hücre sayısı, katman sayısı gibi parametrelerin saptanmasında belirli bir kural yoktur. Bu değerlerin saptanması için belirli bir standart olmamakla beraber her problem için farklı bir çözüm yolu söz konusu olabilmektedir. Bu nedenle doğru çözüme gitme yolunda dezavantaj oluşturur.

Öğrenilecek problemin ağa gösterimi önemli bir problemdir. YSA'lar nümerik bilgiler ile çalışabildikleri için problemler YSA'lara tanıtılmadan önce nümerik değerlere çevrilmek zorundadırlar. Burada belirlenecek gösterim mekanizması ağın performansını ve çözüm yollarını doğrudan etkileyecektir. Nümerik gösterimi sağlamak ve ağa gösteriliş şeklini belirlemek kişinin becerisine bağlıdır.

Ağın eğitiminin ne zaman bitirilmesi gerektiğine ilişkin belli bir yöntem yoktur. Ağın örnekler üzerindeki hatasının belirli bir değerin altına indirilmesi eğitimin tamamlandığı anlamına gelmektedir. Burada uygun değerde neticeler veren bir mekanizma henüz geliştirilemediği için YSA ile ilgili araştırmaların önemli bir kolunu oluşturmaktadır.

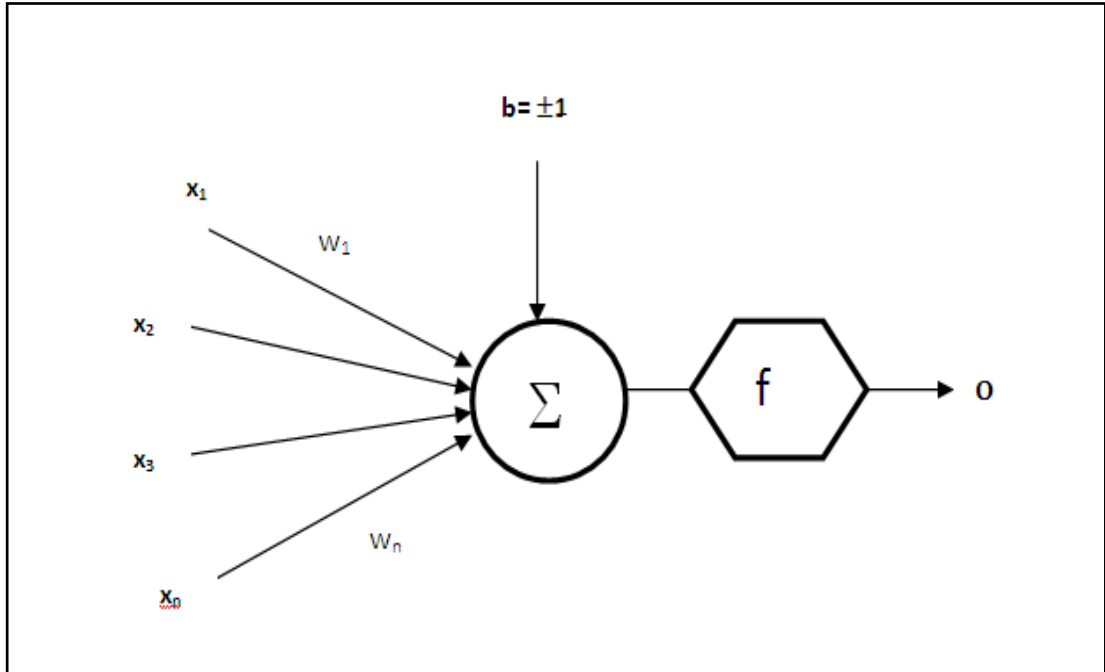
2.3.3. YSA'ların Kullanıldığı Alanlar

Yapay sinir ağları; Sınıflandırma, Modelleme, Tahmin ve Kontrol uygulamaları olmak üzere, birçok alanda kullanılmaktadır. Başarılı uygulamalara bakıldığında, YSA'ların çok boyutlu, gürültülü, karmaşık, kesin olmayan, eksik, kusurlu, hata olasılığı yüksek sensör verilerinin olması ve problemi çözmek için matematiksel modelin ve algoritmaların bulunmadığı durumlarda, sadece örneklerin var olduğu durumlarda yaygın olarak kullanıldıkları görülmektedir. Bu amaçla geliştirilmiş ağlar genellikle şu fonksiyonları meydana getirmektedirler [43];

- Muhtemel fonksiyon kestirimleri
- Sınıflandırma
- Kümeleme
- Vektör Sayısallaştırılması
- Desen uygunluğu
- Fonksiyon yaklaşımı
- Tahmin yapmak
- Kontrol sorunları
- Optimizasyon
- İlişkilendirme veya örüntü eşleştirme
- Zaman serileri analizleri
- Sinyal filtreleme
- Veri sıkıştırma
- Örüntü tanıma
- Doğrusal olmayan sinyal işleme
- Doğrusal olmayan sistem modelleme [49].

2.3.4. Yapay Sinir Ağı Hücresi

Temel bir yapay sinir ağı hücresi biyolojik sinir hücresine göre gayet basit bir yapıdadır. En temel nöron modeli şekil 2.2 de görülmektedir. Yapay sinir ağı hücresinde temel olarak dış ortamdan veya diğer nöronlardan alınan girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkışlar yer almaktadır. Dış ortamdan alınan veri ağırlıklar vasıtası ile nörona bağlanır ve bu ağırlıklar ilgili girişin etkisini belirler. Toplam fonksiyonu ise net girişi hesaplar, net giriş, girişlerle bu girişlerle ilgili ağırlıkların çarpımının bir sonucudur. Aktivasyon fonksiyonu işlem süresince net çıkışı hesaplar ve bu işlem aynı zamanda nöron çıkışını verir. Genelde aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Şekil 2.2 de görülen “b” bir sabittir, bias veya aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri olarak adlandırılır. Nöronun matematiksel modeli şöyledir.



Şekil 2.2. Temel yapay sinir ağı hücresi

Çıkış,

$$o = f(W.X + b) \quad (2.6)$$

Şeklinde nöron çıkışı hesaplanır. Buradaki W ağırlıklar matrisi, X ise girişler matrisidir. n giriş sayısı olmak üzere;

$$W = w_1, w_2, w_3, \dots, w_n \quad (2.7)$$

$$X = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \quad (2.8)$$

Şeklinde yazılabilir. Formülleştirecek olursak;

$$net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \text{ ve } o = f(net) \quad (2.9)$$

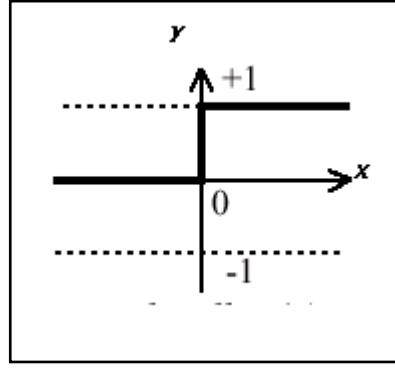
$$o = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (2.10)$$

Şeklinde de yazılabilir.

(2.9) ve (2.10) te görülen f aktivasyon fonksiyonudur. Genelde doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonunun çeşitli tipleri vardır.

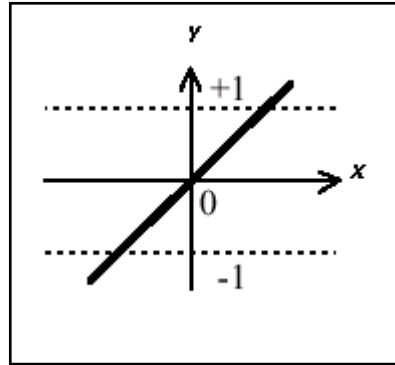
2.3.5. Aktivasyon Fonksiyonları

Şekil 2.3 de eşik aktivasyon fonksiyonunun grafiği görülmektedir. Eşik aktivasyon fonksiyonu eğer net değeri sıfır değerinden küçükse sıfır, sıfırdan daha büyük bir değer ise net çıkışında $+1$ değeri verir. Eşik 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 oluşturur[48].



Şekil 2.3. Eşik aktivasyon fonksiyonu

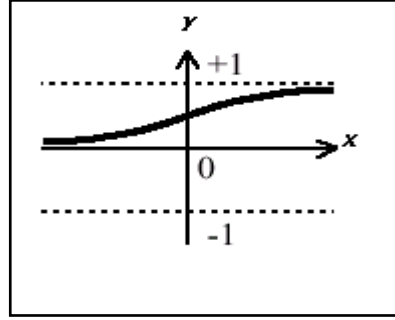
Şekil 2.4 de doğrusal aktivasyon fonksiyonu görülmektedir. Lineer aktivasyon fonksiyonunun çıkışı girişine eşittir. Sürekli çıkışlar gerektiği zaman çıkış katmanındaki aktivasyon fonksiyonunun lineer aktivasyon fonksiyonu olabildiği göz önüne alınmalıdır.



Şekil 2.4. Doğrusal aktivasyon fonksiyonu

$f(x) = x$ şeklinde ifade edilir.

Şekil 2.5 de logaritma sigmoid transfer fonksiyonu görülmektedir. Lojistik fonksiyon olarak isimlendirilebilmektedir. Bu fonksiyonunun lineer olmaması sebebiyle türevi alınabilmektedir. Böylece daha sonraki bölümlerde anlatılacak olan geri yayınlı ağlarda kullanılabilir olabilmektedir.



Şekil 2.5. Logaritma Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

Lojistik fonksiyonu,

$$f(x) = \text{lojistik}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)} \quad (2.11)$$

Şeklinde ifade edilir. Buradaki β eğim sabiti olup genelde bir olarak seçilmektedir. Diğer bir aktivasyon fonksiyonu olan hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu da lineer olmayan türevi alınabilir bir fonksiyondur. +1 ile -1 arasında çıkış değerleri üreten bu fonksiyon lojistik fonksiyona benzemektedir. Denklemi aşağıda görüldüğü gibidir.

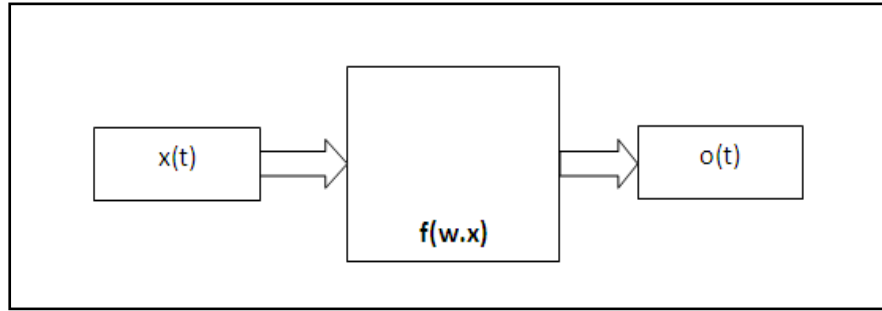
$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.12)$$

Bu aktivasyon fonksiyonlarından farklı birçok fonksiyonlar da vardır. Yapay sinir ağında hangi aktivasyon fonksiyonunun seçileceği probleme bağlı olarak değişmektedir. Yukarıda verilen fonksiyonlar en genel aktivasyon fonksiyonlarıdır [48].

2.3.6. Yapay Sinir Ağları Modelleri

İleri beslemeli bir ağda süreç elemanlar genel olarak katmanlara ayrılmışlardır. İşaretler, giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü bağlantılarla iletilir. Süreç elemanlar bir katmandan diğer bir katmana iletişime geçerken, aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmaz. İleri beslemeli ağlara örnek olarak çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA) ve LVQ (Learning Vector Quantization) ağları verilebilir. Bu ağlar statik ağlar olarak da bilinirler [48].

Temel olarak en basit genel yapay sinir ağları tek yönlü sinyal akışını kullanırlar. Yapay sinir ağı modelleri temel olarak iki grupta toplanmaktadır. İleri beslemeli yapay sinir ağları ve geri beslemeli yapay sinir ağları. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında gecikmeler yoktur, işlem girişlerden çıkışlara gidecek şekilde ilerler. Çıkış değerleri öğreticiden alınan istenen çıkış değeriyle karşılaştırılarak bir hata sinyali elde edilerek ağ ağırlıkları güncellenir.



Şekil 2.6. İleri Beslemeli Yapı

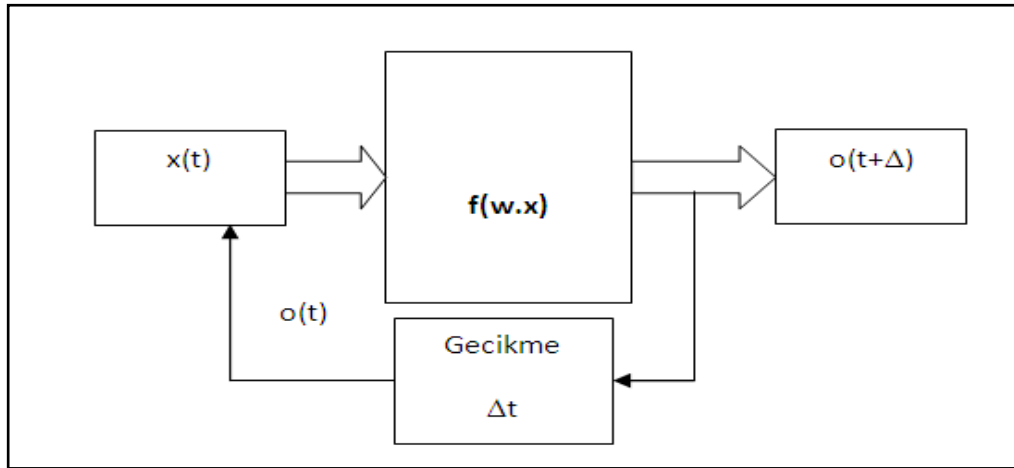
Bir geri beslemeli sinir ağı, çıkış ve ara katman çıkışlarının, giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağ tipidir. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde iletilmiş olur. Bu çeşit sinir ağlarının hafızaları vardır ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bu sebeple, özellikle tahmin uygulamaları için uygundur. Bu ağlar çeşitli tipteki zaman-serilerinin

tahmininde oldukça başarılı olmuşlardır. Bu ağlara örnek olarak Hopfield, Elman ve Jordan ağları gösterilebilir [48].

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında tıpkı kontrol uygulamalarında olduğu gibi gecikmeler meydana gelebilmektedir. Geri beslemeli ağ, çıkışlar girişlere bağlanarak ileri beslemeli bir ağdan oluşmuştur. Ağın t anındaki çıkışı $o(t)$ ise, $t + \Delta t$ anındaki çıkışı ise $o(t + \Delta t)$ 'dir. Buradaki Δt sabiti sembolik anlamda gecikme süresidir. İleri beslemeli yapay sinir ağları kullanılarak $o(t + \Delta t)$ şöyle yazılabilir.

$$o(t + \Delta t) = f [W.o(t)] \quad (2.13)$$

Bu formül aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir. Dikkat edilmesi gereken nokta başlangıç anında $x(t)$ 'ye ihtiyaç duyulmasıdır. Başlangıç anında $o(0) = x(0)$ 'dir.



Şekil 2.7. Geri beslemeli yapı

2.3.7. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

İnsan beyni doğduğundan itibaren büyüme evresinde çevresindeki olayları anlamaya çalışarak, öğrendikleri bilgileri kendi davranışlarına yansıtır. Yaşadıkça insan beyni daha çok bilgi öğrenerek, gelişir ve tecrübe edinir. Gerekli tecrübeye ulaşıncaya kadar olaylar karşısında nasıl bir davranış yada tepki göstermesi gerektiğini öğrenir ve uygular.

Fakat hiç yaşamadığı bir olay karşısında yine tepkisiz kalabilir çünkü tecrübelerinde bu olay yoktur. Yapay sinir ağlarının öğrenme kavramında da, tıpkı insandaki gibi dış ortamdaki gözle veya vücudun diğer organlarıyla uyarıların alınması gibi dış ortamdaki girişler alınarak, bu girişlerin beyine iletilmesi sağlanır. Bu aşamada gelen girdilerin değerlendirilip tepki verilmesinde olduğu gibi yapay sinir ağında da aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek bir tepki çıkışı oluşturulur. Bu çıkış yine tecrübeyle verilen çıkışla kıyaslanarak hata elde edilebilir. Çeşitli öğrenme algoritmalarıyla mümkün olduğunca sifira yakın hata düzeyine inilmeye çalışılmıştır. Bu çalışma süresince hesaplanan asıl bölüm yapay sinir ağının ağırlıklarıdır. Ağırlıklar her bir çevrimde yeniden hesaplanarak sıfır hataya ya da konulan amaca ulaşmaya çalışır. Amaç yada hedef yine dışarıdan verilen bir değerdir. Yapay sinir ağı verilen giriş-çıkış çiftleriyle amaca ulaşabilmiş ise ağırlık değerleri kaydedilir. Ağırlıkların sürekli yenilenip istenilen sonuca ulaşılan kadar çevrimler yapması iterasyonlar ile gerçekleşir. İterasyonlar sırasında geçen zamana öğrenme adı verilir. Yapay sinir ağı gerekli eğitimi tamamlayıp öğrendikten sonra daha önce verilmeyen test verileri verilerek, sinir ağı çıkışıyla olması gereken çıkışın arasındaki hata değerleri hesaplanır. Eğer çıkış istenilen düzeye ulaşmış ise ağ başarılı demektir. Genelde eldeki örneklerin yüzde sekseni ağa verilip ağ eğitilir, daha sonra geri kalan yüzde yirmilik kısımdan yüzde onluk bölüm izleme verisi ve son yüzde on ise test verisi şeklinde düzenlenir.

2.4. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Algoritmaları

1990'lı yıllardan bugünlere kadar birçok öğrenme algoritması üzerine çalışılmış ve geliştirilmiştir. Öğrenme algoritmaları genel olarak üç grupta değerlendirilmektedir. Eğiticili öğrenme, eğiticisiz öğrenme ve takviyeli öğrenme algoritmaları.

Eğiticili (supervised) öğrenmede, sistemin olayı öğrenmesi için bir eğiticiye ihtiyacı vardır. Eğitici sisteme girdi ve çıktıları set olarak verir. Her girdi için bir çıktı ağa gösterilerek sistemin bunlar arasında matematiksel bir bağ kurması hedeflenir. Çok katmanlı algılayıcı ağı bu sistem için örnek gösterilebilir. Bu çalışmada da kullanılan öğrenme türü eğiticili öğrenmedir.

Eğitici olmayan öğrenmede, sisteme sadece girdi verileri verilmektedir. Sistemde eğitici yoktur. Sistemin girdi ve çıktı arasındaki matematiksel ilişki kendi öğrenmesi beklenir. Fakat sistemin öğrenmesinden sonra çıktıların ne anlama geldiğini gösteren işaretlemenin yine kullanıcı tarafından yapılması gerekmektedir. Adaptif Rezonans Teori (ART) ağları buna örnek verilebilir.

Takviyeli öğrenmede, sisteme bir eğitici yardımcı olmaktadır. Eğitici girdi setinin karşısına bir çıktı seti vermek yerine sistemin çıktılarının doğru yada yanlış olduğuna dair bir sinyal vermektedir. Sistem bu sinyale göre eğitimi sürdürür. Örnek olarak Doğrusal vektör parçalama modeli (LVQ) verilebilir.

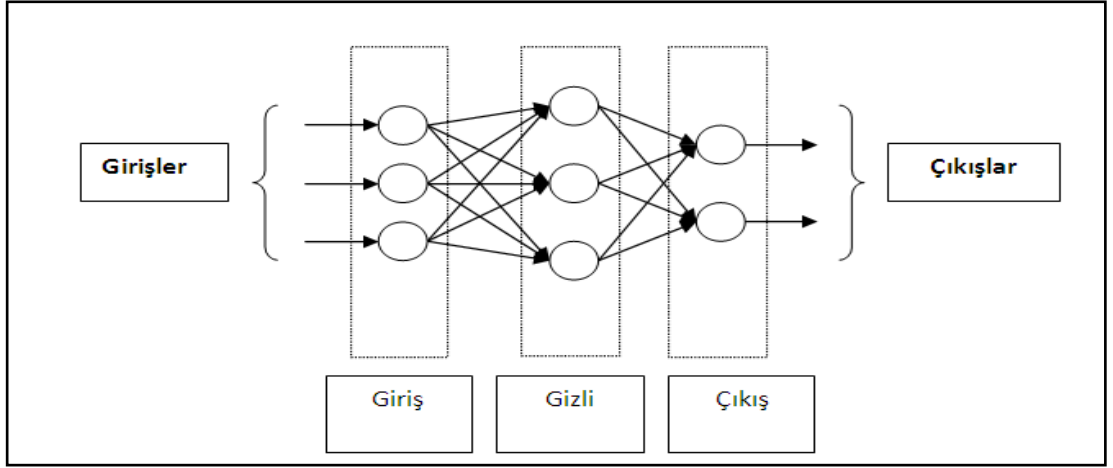
Birçok öğrenme algoritmasının bulunmasından dolayı bu kısımda sadece bu çalışmada kullanılan öğrenme algoritmaları LM, EY ve Dİ öğrenme algoritmaları anlatılacaktır[48].

Geri yayılım algoritması eğitici öğrenmede kullanılan en popüler algoritmadır. Basit olması ve anlaşılır olması, iyi bir öğrenme kapasitesine sahip olması gibi nedenlerle birçok alana uygulanmasını sağlamıştır.

Geri yayılım algoritması, sinir ağının eğitici öğrenme kısmına giren genel bir algoritmadır. Temel olarak girişlerle çıkışlar arasındaki hata sinyali bulunarak, ağırlıklar bu hata sinyaliyle tekrar hesaplanmaktadır. Hata yani $e(k)$, arzu edilen çıkış ($y(k)$) ile sinir ağının çıkışı ($o(k)$) arasındaki farktır.

$$e(k) = y(k) - o(k) \quad (2.14)$$

Şekil 2.8 de birçok sinir hücresinin bir birine bağlandığı ileri yönlü çok katmanlı bir yapay sinir ağı görülmektedir. Giriş katmanı ile çıkış katmanı arasındaki katman veya katmanlar gizli katman olarak adlandırılır. Sinir ağlarında kaç tane gizli katman kullanılacağı ve her bir gizli katmanda kaç nöron olacağı problemin durumuna göre ve kullanıcının seçimine göre değişmektedir. En uygun nöron sayısı genel olarak kullanıcının problem üzerinde çeşitli uygulamalarından sonra edindiği tecrübeye göre seçilmesidir.



Şekil 2.8. İleri beslemeli çok katmanlı sinir ağı

Şekil 2.8 deki çok katmanlı ağı düşünersek;

$k+1$. katmanda i . birime net giriş;

$$n^{k+1}(i) = \sum_{j=1}^{S_k} w^{k+1}(i, j) o^k(j) + b^{k+1}(i) \quad (2.15)$$

Birim i 'nin çıkışı şöyle olacaktır.

$$o^{k+1}(i) = f^{k+1}(n^{k+1}(i)) \quad (2.16)$$

M katmanlı bir ağ matris biçiminde ifade edilirse;

$$\underline{o}^0 = \underline{x} \quad (2.17)$$

$$\underline{o}^{k+1} = f^{k+1}(W^{k+1} \underline{o}^k + \underline{b}^{k+1})$$

$$k = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.18)$$

Ağın temel görevi giriş-çıkış çiftleri arasındaki ilişkiyi öğrenmektir.

$$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_Q, y_Q)\}$$

Ağın performansı şöyledir;

$$E = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q (y_q - o_q^M)^T (y_q - o_q^M) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q e_q^T e_q \quad (2.19)$$

Buradaki o_q^M , q. giriş (x_q) olduğunda ağın çıkışıdır, $e_q = y_q - o_q^M$ ise q.girişin hatasıdır. Standart geri yayılım algoritması için yaklaşık adım düşümü algoritmasını kullanır. Performans indeksiyle şöyle yaklaşılır;

$$E = \frac{1}{2} e_q^T e_q \quad (2.20)$$

Burada toplam karelerin toplamı tek giriş-çıkış çifti için karesel hatayla yer değiştirilir. Yaklaşık adım (eğim) düşümü algoritması bundan sonra şöyle olur;

$$\Delta w^k(i, j) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w^k(i, j)} \quad (2.21)$$

$$\Delta b^k(i) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b^k(i)} \quad (2.22)$$

Burada α öğrenme oranıdır, şöyle tanımlanır;

$$\delta^k(i) \equiv \frac{\partial E}{\partial n^k(i)} \quad (2.23)$$

Performans indeksinin duyarlılığı k.katmanda i. birimin net girişinde değiştirilir. Şimdi (2.15),(2.20) ve (2.23) kullanılarak,

$$\frac{\partial E}{\partial w^k(i, j)} = \frac{\partial E}{\partial n^k(i)} \frac{\partial n^k(i)}{\partial w^k(i, j)} = \delta^k(i) o^{k-1}(j) \quad (2.24)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b^k(i)} = \frac{\partial E}{\partial n^k(i)} \frac{\partial n^k(i)}{\partial b^k(i)} = \delta^k(i) \quad (2.25)$$

Hassaslık yeterliği aşağıdaki tekrar edilen ilişkiyle de gösterilebilir.

$$\underline{\delta}^k = \dot{F}^k(\underline{n}^k) W^{k+1} \underline{\delta}^{k+1} \quad (2.26)$$

Burada;

$$\dot{F}^k(\underline{n}^k) = \begin{bmatrix} \dot{f}^k(n^k(1)) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dot{f}^k(n^k(2)) & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 0 & 0 & \dots & \dot{f}^k(n^k(Sk)) \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

$$f^k(n) = \frac{df^k(n)}{dn} \quad (2.28)$$

$$\underline{\delta}^M = -\dot{F}^M(\underline{n}^M)(\underline{y}_q - \underline{o}_q) \quad (2.29)$$

Tüm öğrenme algoritmalarında genel olarak şu adımlar izlenir. İlk önce (2.17)-(2.20) kullanılarak giriş ileri yönde yayılır, sonra (2.29) ve (2.26) kullanılarak geri yayılır ve son olarak ağırlıklar ve denge (2.21), (2.22), (2.23) ve (2.24) kullanılarak tekrar hesaplanır [49].

2.4.1. Levenberg- Marquardt Algoritması

Geri yayılım algoritması (GYA) çok kullanılmasına rağmen bazı dezavantajları bulunmaktadır. GYA sonuca çok yavaş olarak yaklaşmaktadır. Ayrıca yerel minimuma yakalanma riski de vardır. Geri yayılım, bir adım düşme algoritmasıyken, Levenberg -Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. LM

algoritması, Newton metodunun hızıyla, adım düşme metodunun sağlamlığının bileşkesidir.

LM öğrenme algoritması minimumu araştırma metotlarının ikincisidir. Her bir iterasyon adımında hata yüzeyine parabolik yaklaşımla yaklaşılır ve parabolün minimumu o adım için çözümü oluşturur. $E(x)$ fonksiyonuna sahip olduğumuzu ve \underline{x} parametresine göre minimize etmek istediğimizi düşünelim. Newton metodunda şöyle olacaktır.

$$\Delta \underline{x} = -[\nabla^2 E(\underline{x})]^{-1} \nabla E(\underline{x}) \quad (2.30)$$

Burada $\nabla^2 E(\underline{x})$ ifadesi Hessian matrisidir ve $\nabla E(\underline{x})$ ise eğimdir. $E(\underline{x})$ 'in karelerin toplamı fonksiyonu olduğunu farz edelim.

$$E(\underline{x}) = \sum_{i=1}^N e_i^2(\underline{x}) \quad (2.31)$$

Bundan sonra şöyle gösterilebilir.

$$\nabla E(\underline{x}) = J^T(\underline{x}) \underline{e}(\underline{x}) \quad (2.32)$$

$$\nabla^2 E(\underline{x}) = J^T(\underline{x}) J(\underline{x}) + S(\underline{x}) \quad (2.33)$$

Burada $J(x)$ Jacobian matristir.

$$J(\underline{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(\underline{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(\underline{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(\underline{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(\underline{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(\underline{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(\underline{x})}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_N(\underline{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(\underline{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_N(\underline{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

$$S(\underline{x}) = \sum_{i=1}^N e_i(\underline{x}) \nabla^2 e_i(\underline{x}) \quad (2.35)$$

Gauss-Newton metodu için $S(\underline{x}) \approx 0$ kabul edilir ve (2.30) güncellenerek şu hale gelir.

$$\Delta \underline{x} = [J^T(\underline{x})J(\underline{x})]^{-1} J^T(\underline{x})e(\underline{x}) \quad (2.36)$$

Levenberg-Marquardt modifikasyonu ile Gauss-Newton metodu şöyle olur.

$$\Delta \underline{x} = [J^T(\underline{x})J(\underline{x}) + \mu I]^{-1} J^T(\underline{x})e(\underline{x}) \quad (2.37)$$

μ parametresi, bir adımda $E(\underline{x})$ artımı sonucunda bir faktörle (β) ile çarpılır, bir adım $E(\underline{x})$ azaltışında, μ parametresi β ya bölünür. μ büyükse algoritma adım düşümü ($1/\mu$ adımı ile) olur, küçük μ parametresi için algoritma Gauss-Newton olur.

Bu algoritmadaki anahtar adım Jacobian matrisinin hesaplanmasıdır. Yapay sinir ağı tasarım probleminde Jacobian matristeki terimler geri yayılım algoritmasının basitçe değiştirilmesiyle hesaplanabilir. (2.31)'deki eşitlikte $\underline{x} = [w^1(1,1)w^1(1,2)\dots w^1(S1,R)b^1(S1)w^2(1,1)\dots b^M(SM)]^T$ ve $N=Q \times SM$ dir. Bu eşitlikten faydalanarak standart geri yayılım algoritması terimleri şöyle hesaplanır;

$$\frac{\partial E}{\partial w^k(i, j)} = \frac{\partial \sum_{m=1}^{SM} e_q^2(m)}{\partial w^k(i, j)} \quad (2.38)$$

Levenberg-Marquardt algoritması için Jacobian matrisin elemanları şöyle hesaplanabilir.

$$\frac{\partial e_q(m)}{\partial w^k(i, j)} \quad (2.39)$$

Bu terimler standart geri yayılım algoritması kullanılarak son katmanda bir değişiklik ile hesaplanabilir.

$$\Delta^M = -\dot{F}^M(n^M) \quad (2.40)$$

(2.27)'da ki matrisin her bir kolonu bir vektördür, Jacobia'nın bir satırını oluşturmak için ağ geri yayılmalıdır.

Sonuç olarak Levenberg-Marquardt algoritması genel olarak çözüme ulaşmasına rağmen çok fazla bellek gerektirmektedir. Geri yayılım algoritması ise sonuca yavaş ulaşmakta ve daha az bellek gerektirmektedir [49].

2.4.2. Esnek yayılım öğrenme algoritması

Bu algoritma ilk M.Riedmiller tarafından 1993 senesinde ileri beslemeli yapay sinir ağında kullanılmıştır. Resilient algoritmasının basit prensibi, ağırlık adımlarındaki kısmi türevin boyutunun zararlı etkisini ortadan kaldırmaktır. Sonuç olarak türev işaretleri ağırlık güncellemelerinin gideceği yönü gösterir. Bireysel ağırlık güncellemelerini $\Delta_{ij}(t)$ 'nin determinant işaretinin belirlediği tanımlanmıştır. Kullanılan determinant sonuçlarının $\Delta_{ij}(t)$ formülü ile ikinci öğrenmenin kuralı anlatılır. İki ardışık ağırlık adımı süresince kısmi türevle sağlanan sonuçlar tahminde temeli sağlamıştır[50].

$$\Delta w_{ij}(t) = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Delta_{ij}(t-1), & \text{eğer } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) > 0 \\ \eta^- \cdot \Delta_{ij}(t-1), & \text{eğer } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) < 0 \\ \Delta_{ij}(t-1), & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.41)$$

$$0 < \eta^- < 1 < \eta^+ \quad (2.42)$$

2.4.3. Dik iniş öğrenme algoritması

Temel Gradyen algoritmaları ağırlık matrislerine verilen parametreleri ayarlar. $W^L(k)$ yi, negatif gradyenin yönünde tahmin hatalarının toplam karesi belirler.

$$J(k) = \frac{1}{2} e^{N^T}(k) e^N(k) \quad (2.43)$$

$e^N(k)$; Ağ çıkışının tahmini hata payını verir.

(2.43) ten yola çıkarak W_{ij}^L , aşağıdaki denklemi verilen ağırlıkları temel alarak yeniden güncellenir.

$$W_{ij}^L(k) = W_{ij}^L(k-1) + \alpha e^T(k) \frac{\partial y(k)}{\partial w_{ij}^L(k)} \quad (2.44)$$

Geri yayılımı metodu kısmi türevleri hesaplamak için oldukça etkin bir metottur. Bu algoritma $\delta^L(k)$ tanımlayarak geliştirilmiştir.

$$\delta_i^L(k) = -\frac{\partial J(k)}{\partial x_i^L(k)} = \frac{\partial J(k)}{\partial o_i^L(k)} \frac{df_i^L(x_i^L(k))}{dx_i^L(k)} \quad (2.45)$$

Çıkış katmanı içinde;

$$\delta_i^L(k) = e(k)^T \frac{df_i^L(x_i^L(k))}{dx_i^L(k)} \quad (2.46)$$

Diğer katmanlar için:

$$\delta_i^L(k) = \frac{df_i^L(x_i^L(k))}{dx_i^L(k)} W_i^{L+1}(k) \delta^{L+1}(k) \quad (2.47)$$

W_i^{L+1} , j'nci sırası ağırlık matrisinde (L+1)'inci katmandadır. Bu nedenle (2.44)'nin kısmi türevleri, (2.46) ve (2.47)'e dayanarak yayılım algoritmasının tekrarlanan hatasının bir bölümü olarak hesaplanmıştır.

$$W_{ij}^L(k+1) = W_{ij}^L(k) + \alpha \delta_i^L(k) u_j^L(k) \quad (2.48)$$

(2.44) de bunları kullanmamız (2.48)'da yinelenen parametrelerin denklemini tekrar hesaplanmasına neden olmuştur[51].

2.5. Normalizasyon

Normalizasyon, verilerin hesabı sırasında girdi verileri arasındaki periyodu 1 ve 0 arasına alarak çıktılarını, veri dalgalanmasından çıktılarının mümkün olduğunca minimum düzeyde etkilenmesini sağlamak amacıyla yapılmaktadır. Bu çalışmada, 0,1 ve 0,9 arasında normalizasyon yapılmıştır. Bu değer aralığının 0 ve 1 normalizasyona göre daha iyi salınım yaptığı görülmüştür.

Normalizasyonun 0,1 ve 0,9 arasında olması için aşağıdaki denklem kullanılmıştır.

$$xn = \left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) * 0.8 + 0.1 \quad (2.49)$$

Ayrıca her bir uygulama için ortalama karekök hatası (OKH) değerleri hesaplanmıştır.

$$OKH = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - F_t)^2} \quad (2.50)$$

Y_t : Gözlem değeri
 F_t : Tahmin değeri

Denormalizasyon yapılmak istenirse aşağıdaki formül kullanılmalıdır.

$$x = \left(\frac{x_{max} - x_{min}}{0.8} \right) * (xn - 0.1) + x_{max} \quad (2.51)$$

3. UYGULAMA

Bu çalışmada, R-S, R-B, R-N girişleri sırası ile her ay için LM, EY, Dİ öğrenme algoritmaları kullanılarak rüzgâr hızı tahminleri yapılmıştır. Uygulamada Meteoroloji 2010 yılı Tokat ili günlük ortalama rüzgâr hızı verileri kullanılmıştır. Ayrıca MATLAB yapay sinir ağları araç kutusu ile veriler analiz edilmiştir. 2005 yılından 2010 yılına kadar olan veriler kullanılmıştır. 2005-2008 yılları arasındaki her ayın verileri kendi içinde eğitim verisi olarak, buna karşılık 2009 yılı verileri test verisi olarak kullanılmıştır. 2010 yılı rüzgâr verileri ise ağ çıkışı ile kıyaslanarak, OKH değerleri çıkarılmıştır.

Ocak, şubat ve mart aylarına ait R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.1, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.2, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.3 de gösterilmiştir.

Nisan, mayıs ve haziran aylarına ait R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.4, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.5, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.6 da gösterilmiştir.

Temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.7, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.8, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.9 de gösterilmiştir.

Ekim, kasım ve aralık aylarına ait R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.10, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.11, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.12 de gösterilmiştir.

Ocak, şubat ve mart aylarına ait R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.13, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.14, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.15 de gösterilmiştir.

Nisan, mayıs ve haziran aylarına ait R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.16, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.17, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.18 de gösterilmiştir.

Temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.19, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.20, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.21 de gösterilmiştir.

Ekim, kasım ve aralık aylarına ait R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.22, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.23, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.24 de gösterilmiştir.

Ocak, şubat ve mart aylarına ait R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.25, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.26, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.27 de gösterilmiştir.

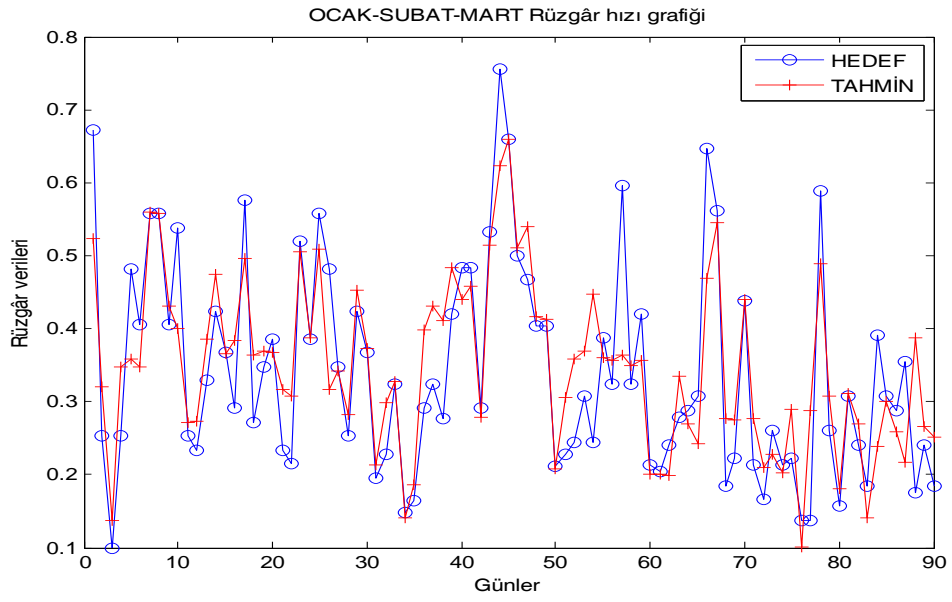
Nisan, mayıs ve haziran aylarına ait R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.28, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.29, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.30 de gösterilmiştir.

Temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.31, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.32, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.33 de gösterilmiştir.

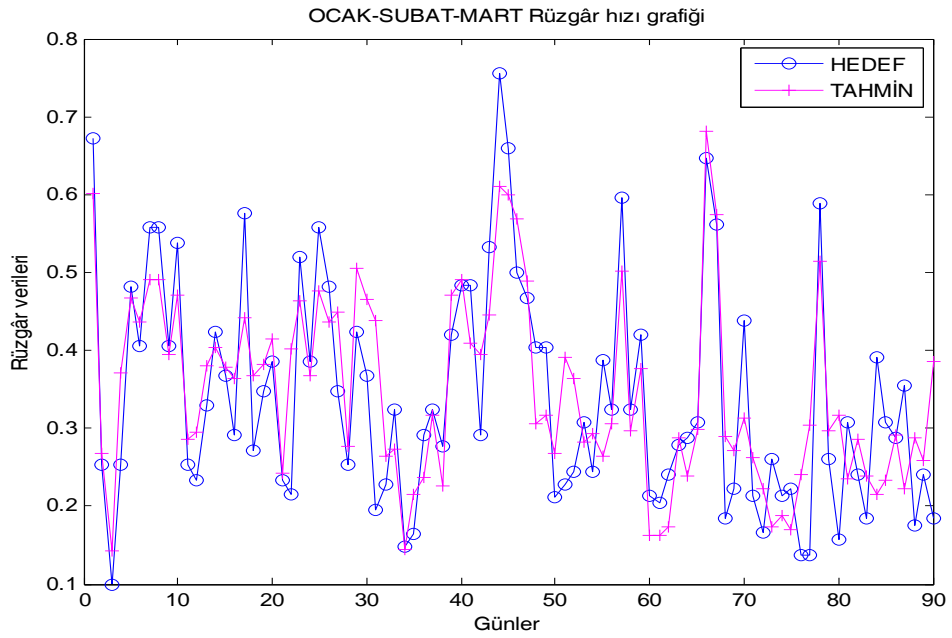
Ekim, kasım ve aralık aylarına ait R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak elde edilen rüzgâr hızı grafiği Şekil 3.34, EY algoritması kullanılarak Şekil 3.35, Dİ algoritması kullanılarak Şekil 3.36 de gösterilmiştir.

Tüm bu grafiklere ait OKH değerleri ise Çizelge 4.1 de verilmiştir.

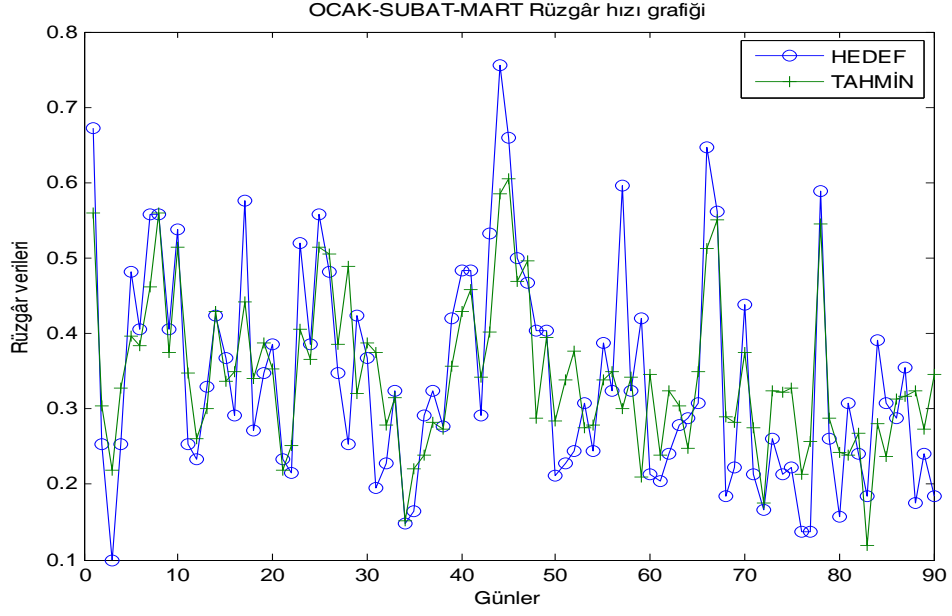
3.1. R-S veri girişi ile 2010 yılı rüzgâr hızı tahmini grafikleri



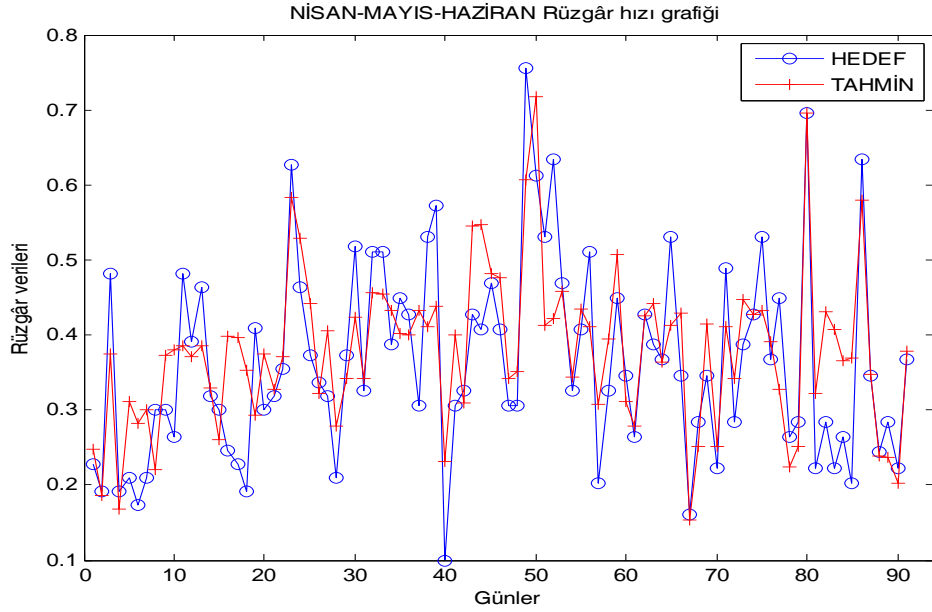
Şekil 3.1. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



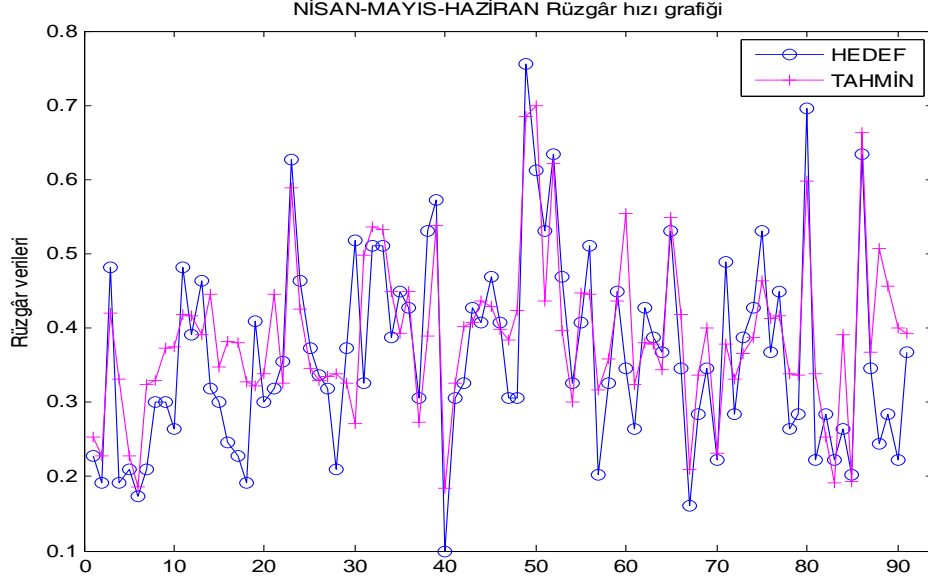
Şekil 3.2. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



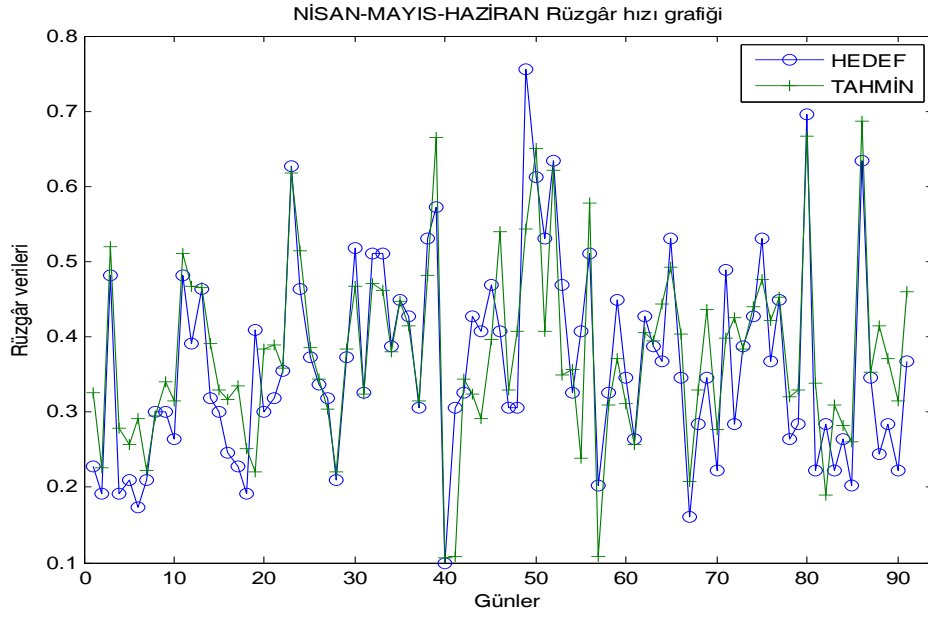
Şekil 3.3. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



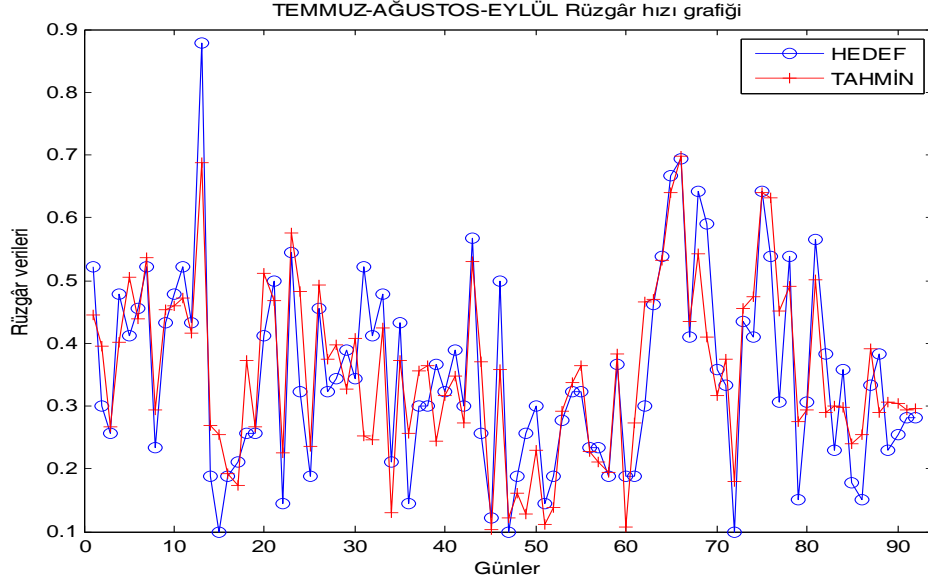
Şekil 3.4. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



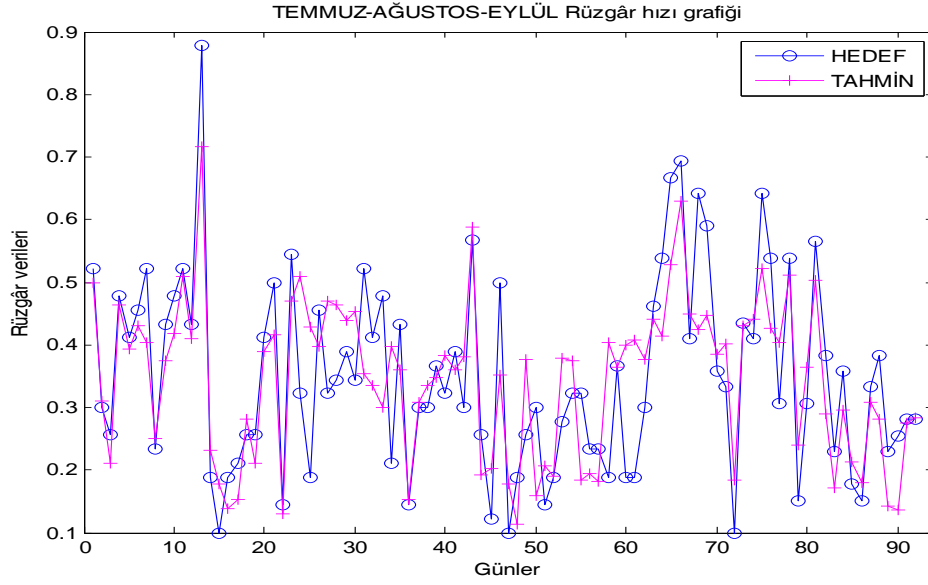
Şekil 3.5. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



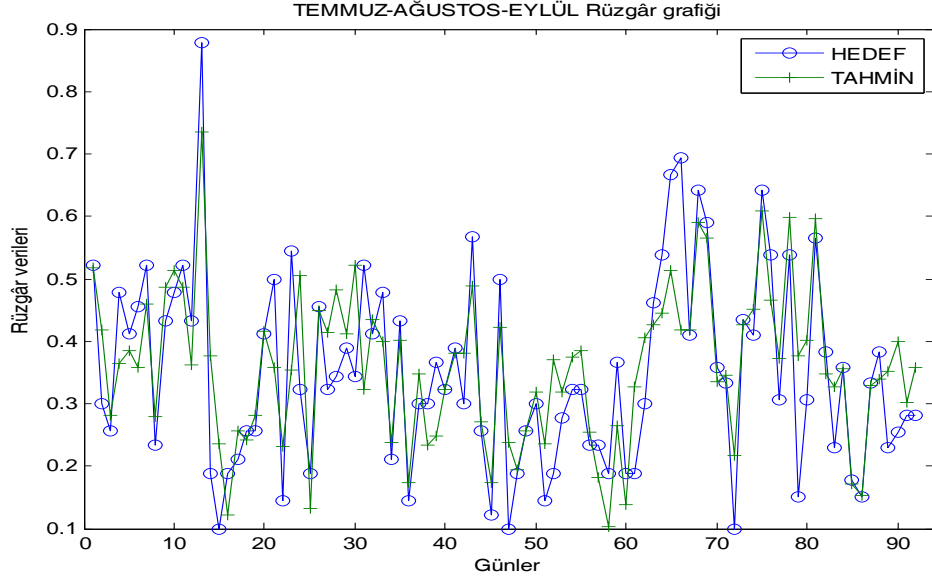
Şekil 3.6. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



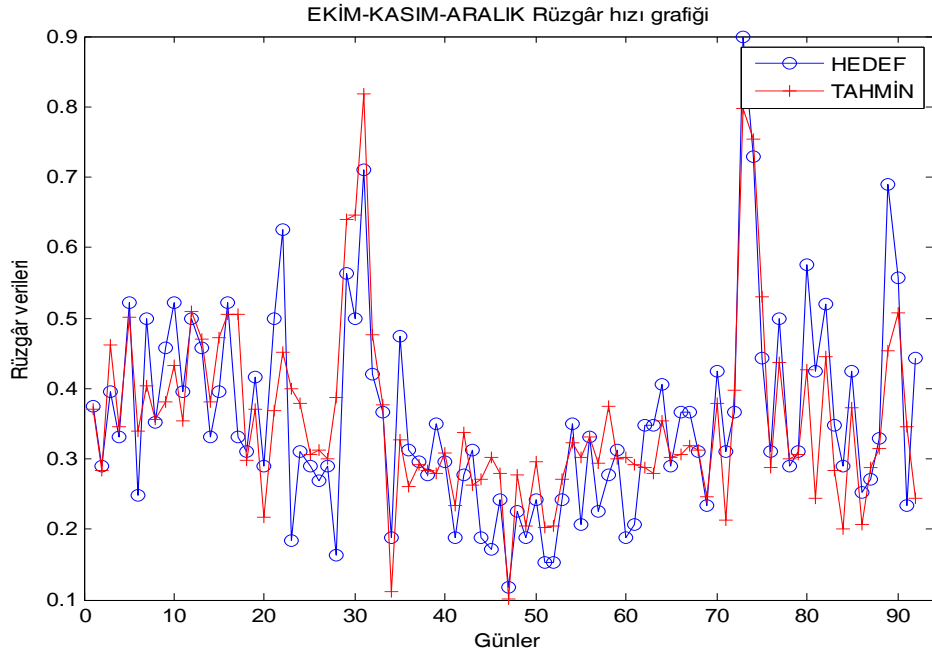
Şekil 3.7. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



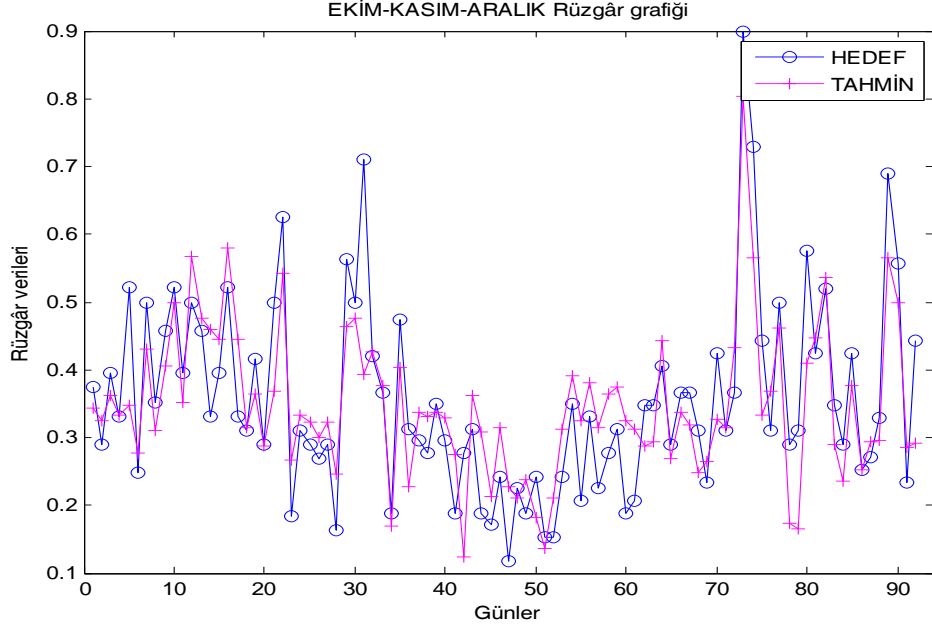
Şekil 3.8. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



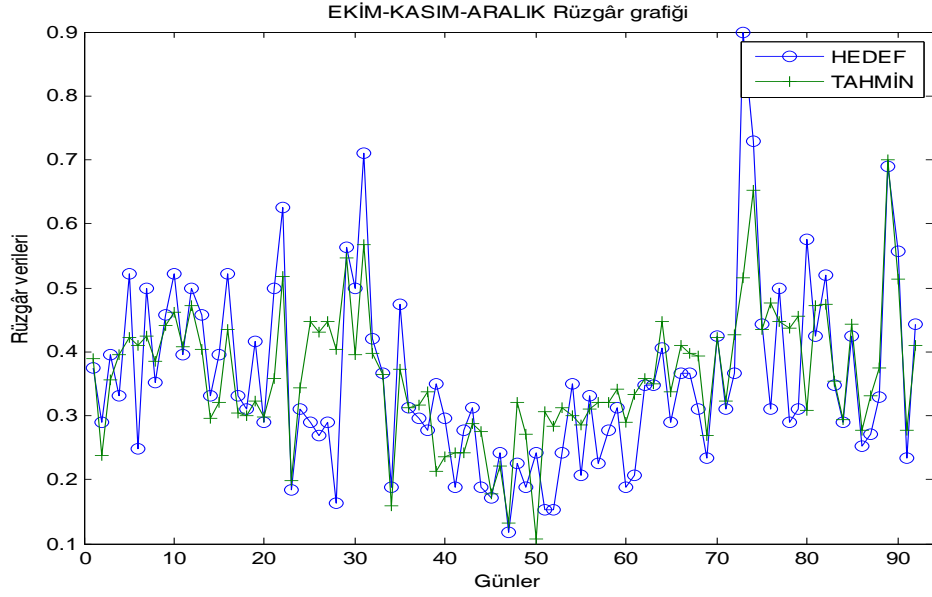
Şekil 3.9. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



Şekil 3.10. R-S girişi ile LM algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

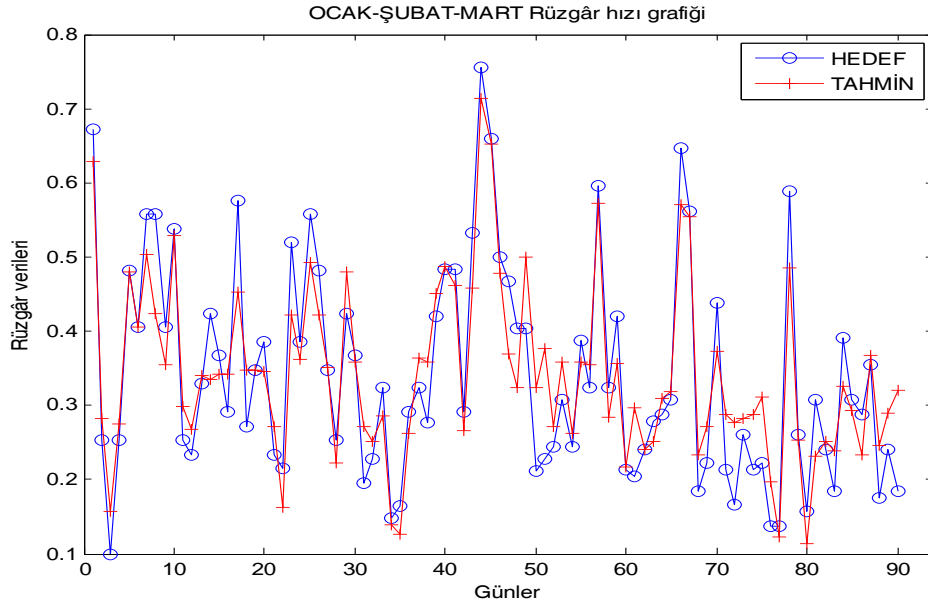


Şekil 3.11. R-S girişi ile EY algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

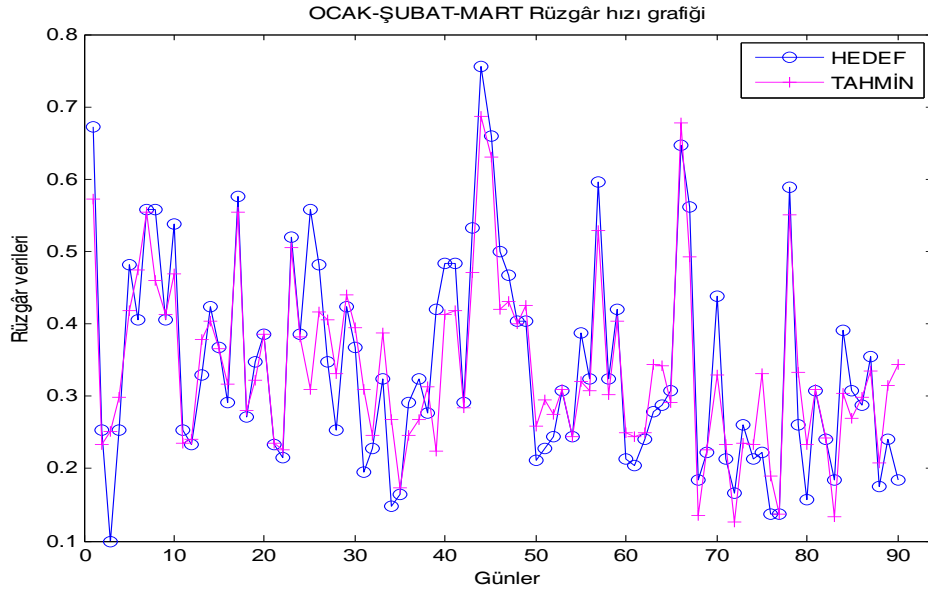


Şekil 3.12. R-S girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

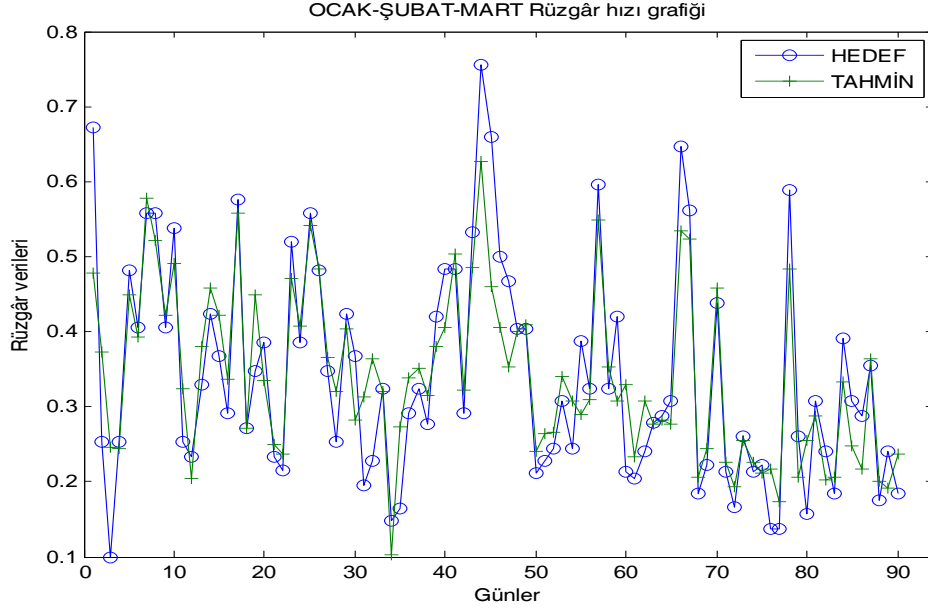
3.2. R-B veri girişi ile 2010 yılı rüzgâr hızı tahmini grafikleri



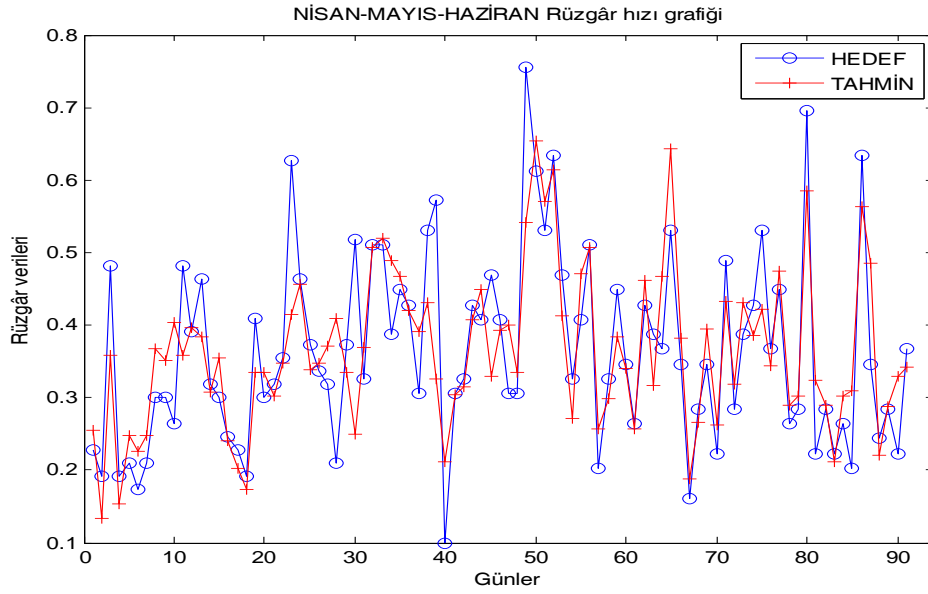
Şekil 3.13. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



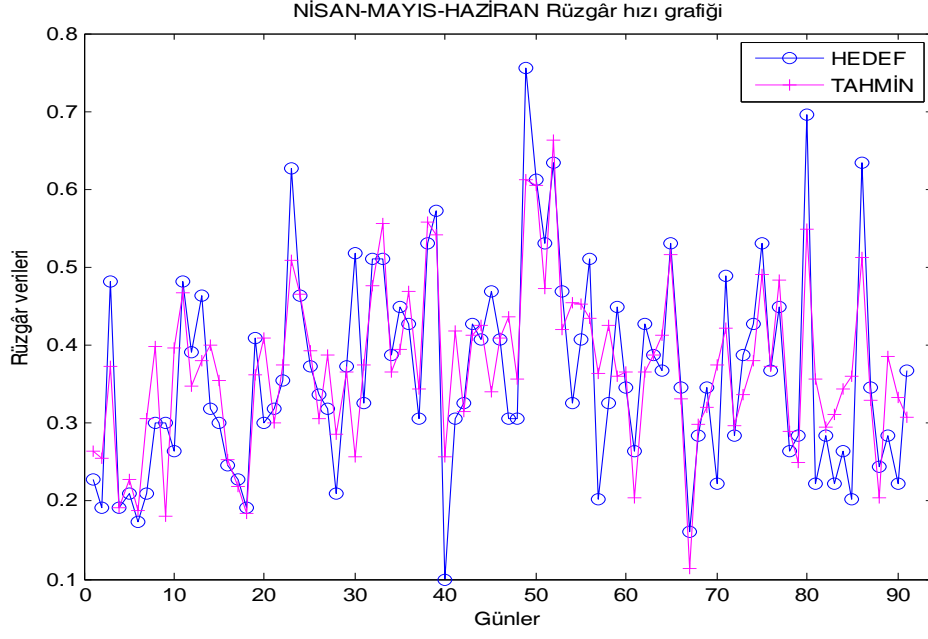
Şekil 3.14. R-B girişi ile EY algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



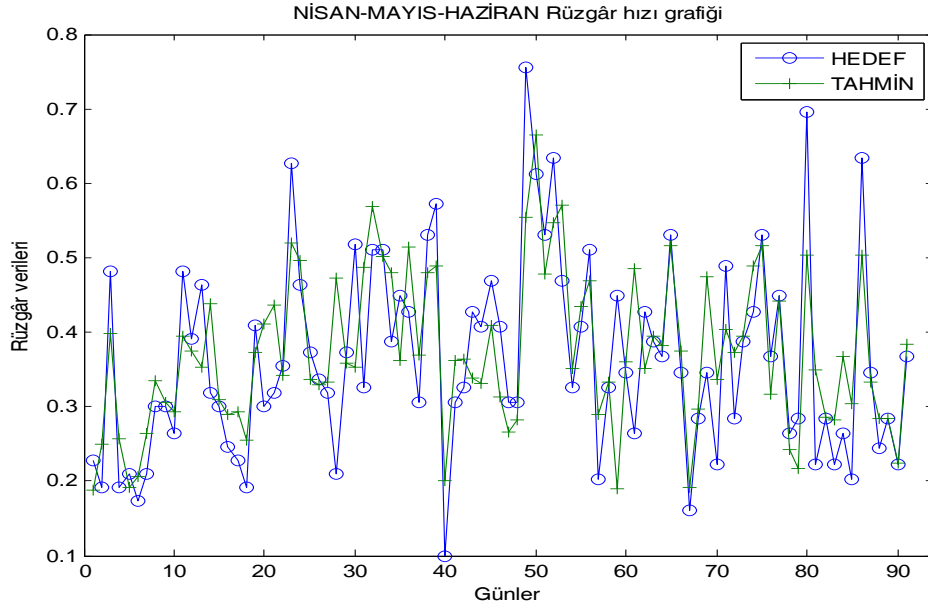
Şekil 3.15. R-B girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



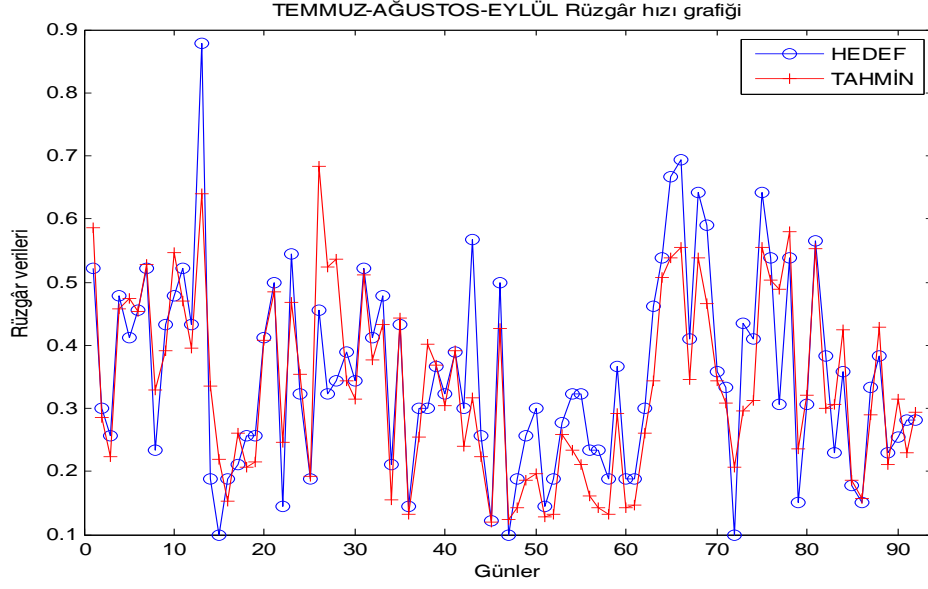
Şekil 3.16. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



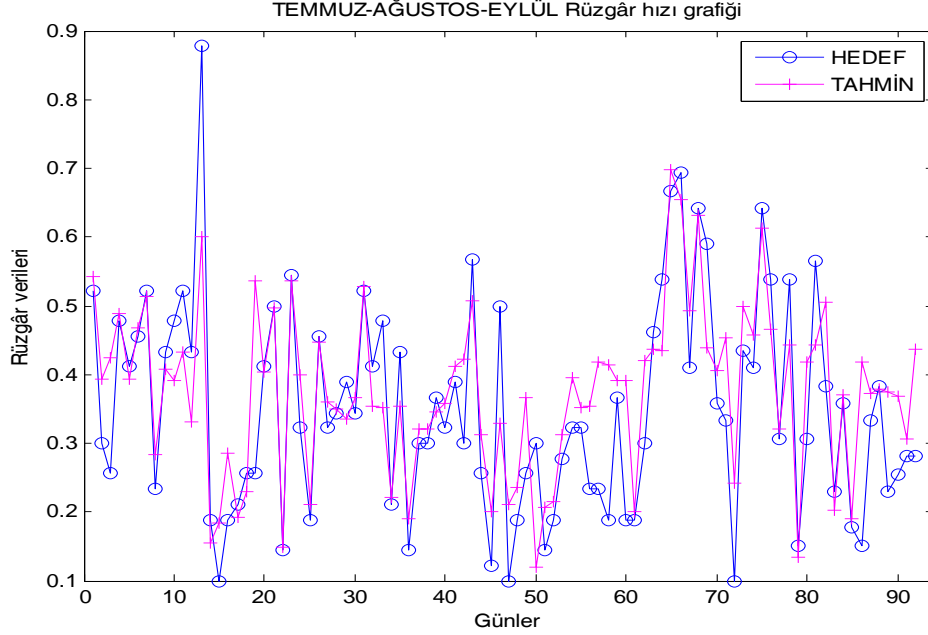
Şekil 3.17. R-B girişi ile EY algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



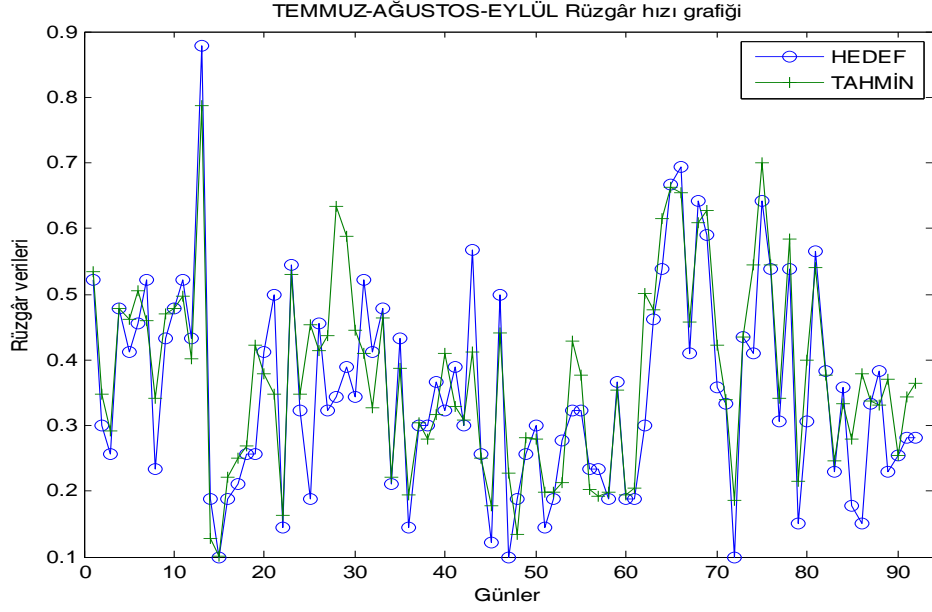
Şekil 3.18. R-B girişi ile Dİ algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



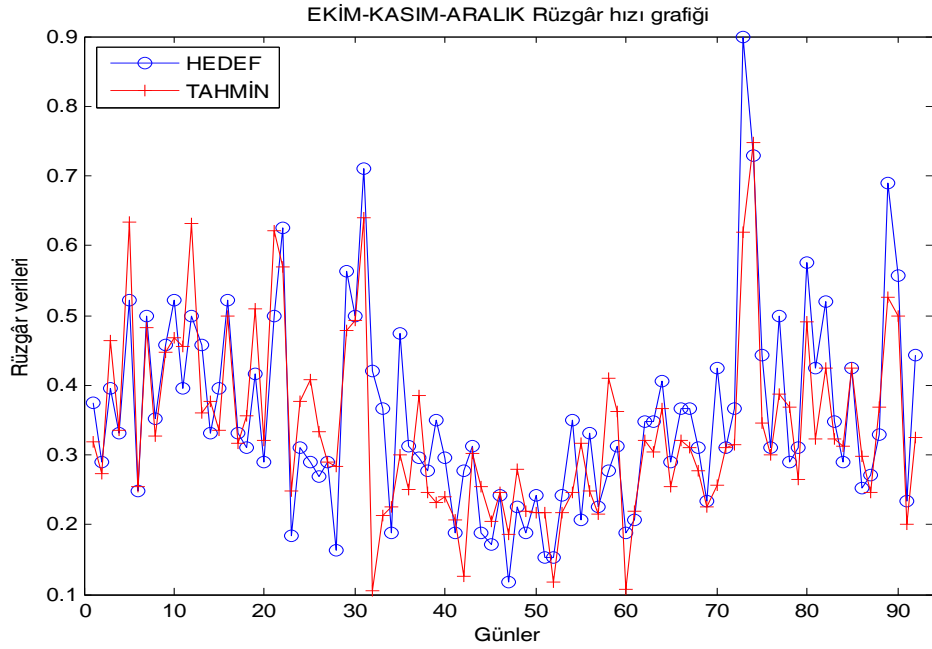
Şekil 3.19. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



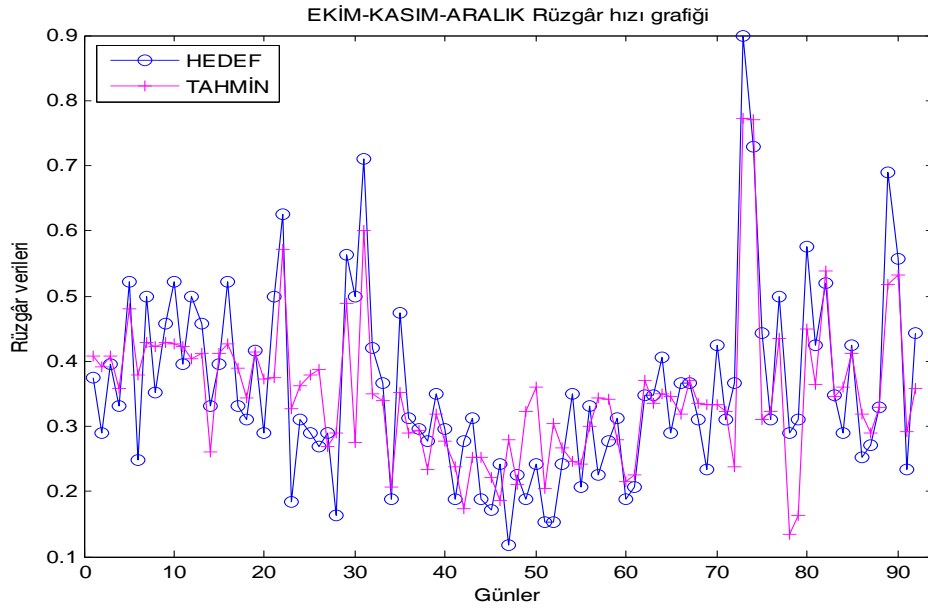
Şekil 3.20. R-B girişi ile EY algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



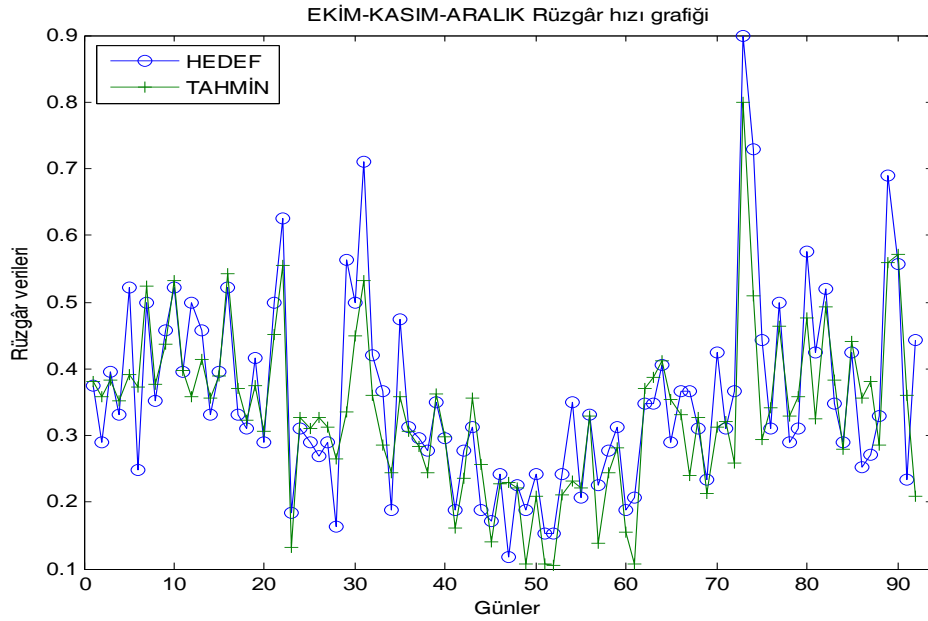
Şekil 3.21. R-B girişi ile Dİ algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



Şekil 3.22. R-B girişi ile LM algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

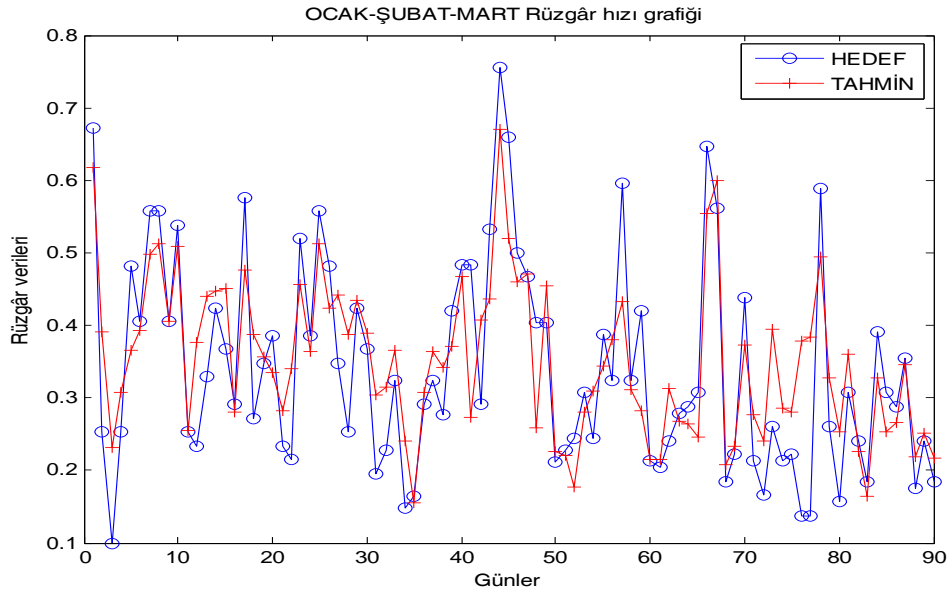


Şekil 3.23. R-B girişi ile EY algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

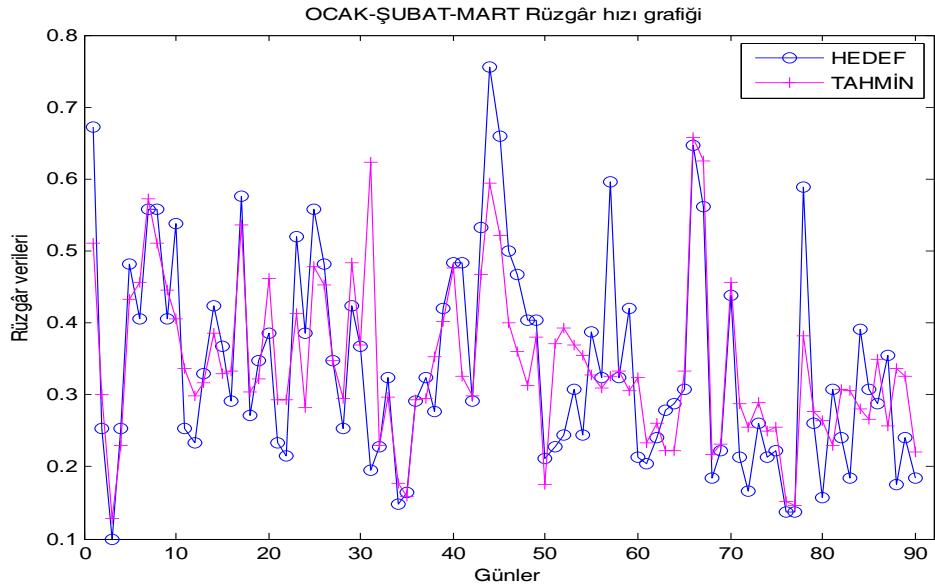


Şekil 3.24. R-B girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

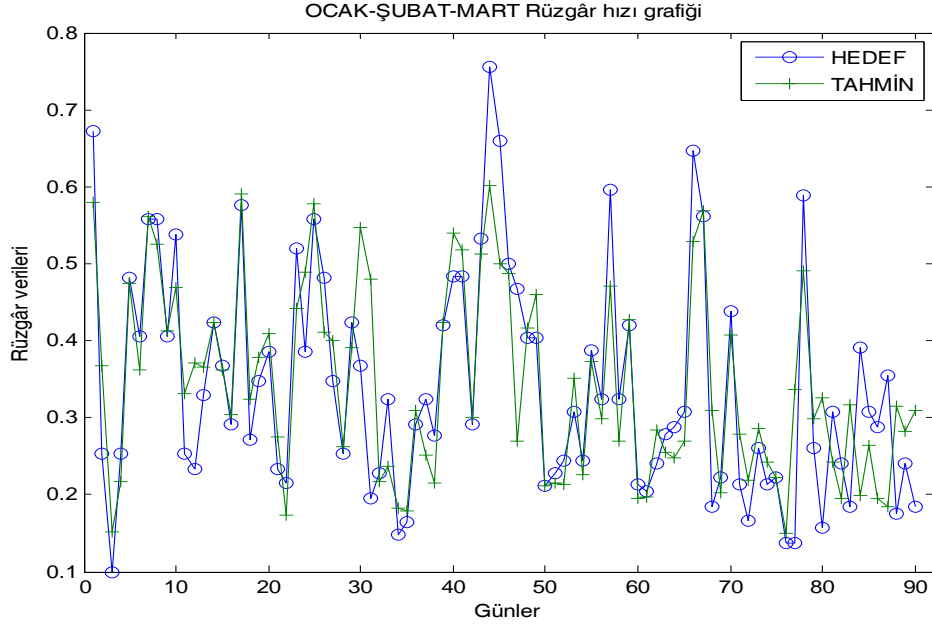
3.3. R-N veri girişi ile 2010 yılı rüzgâr hızı tahmini grafikleri



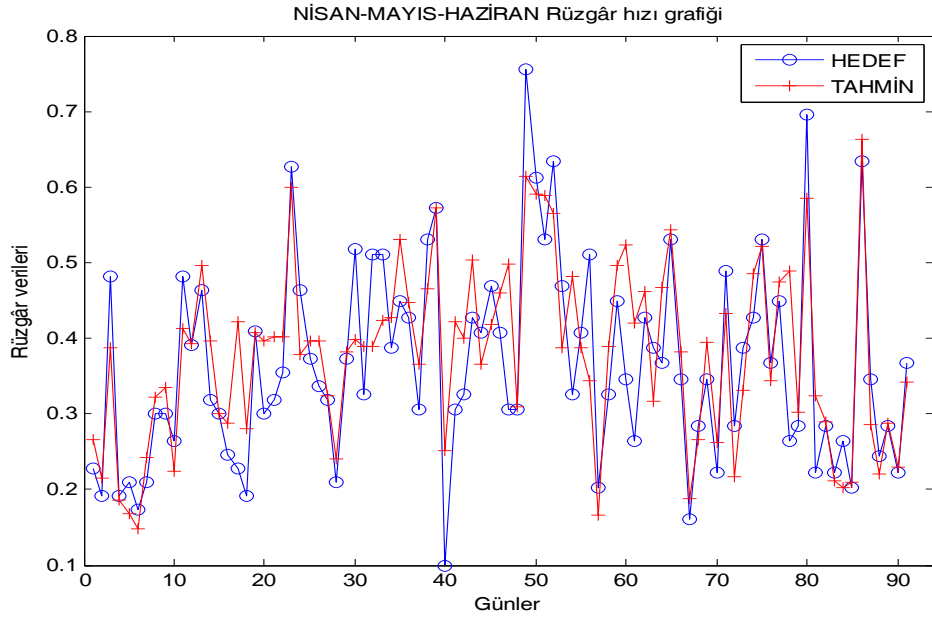
Şekil 3.25. R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



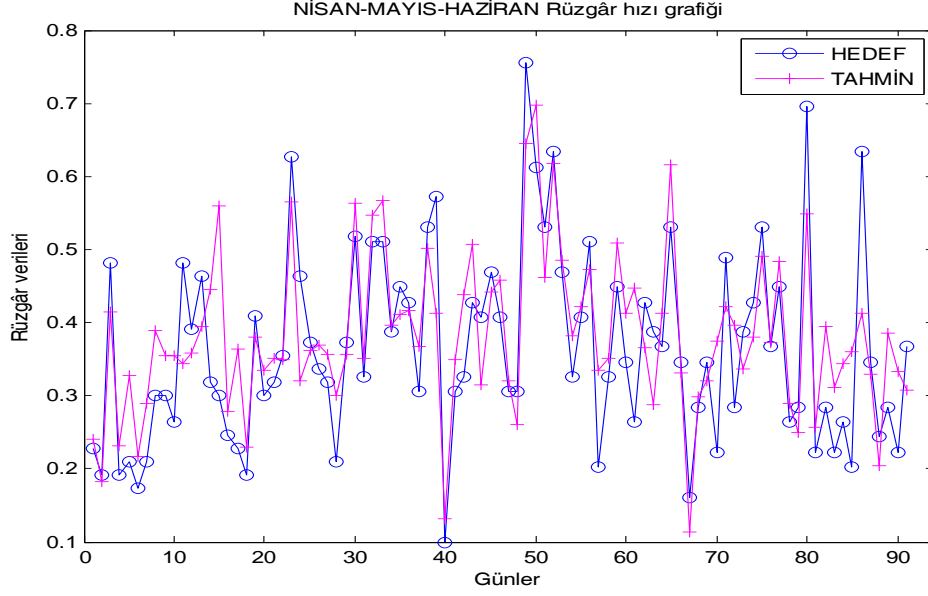
Şekil 3.26. R-N girişi ile EY algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



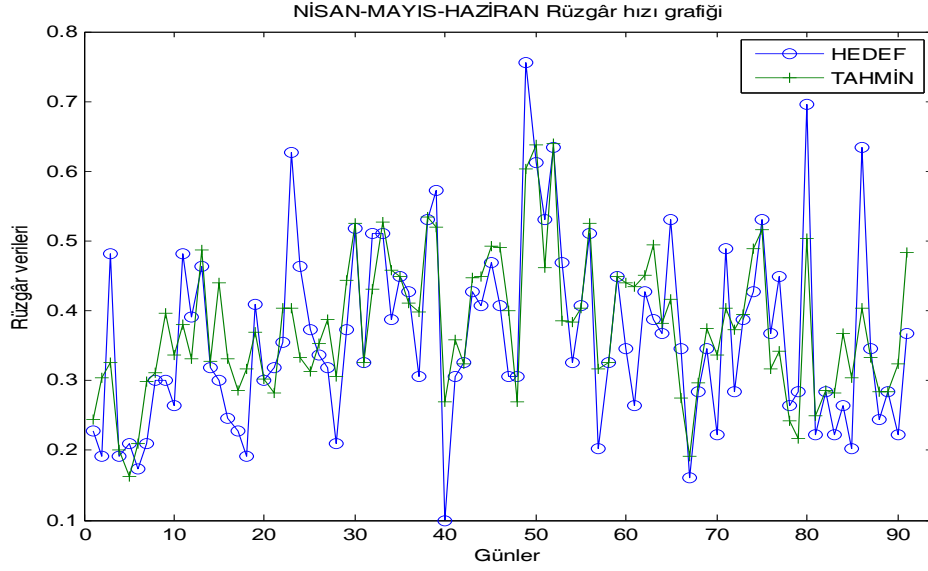
Şekil 3.27. R-N girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ocak, şubat ve mart aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



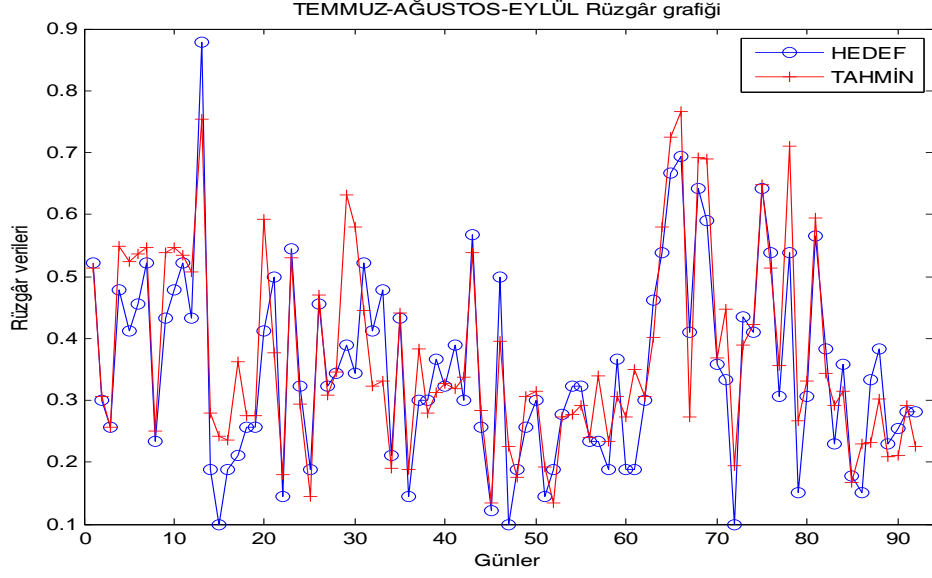
Şekil 3.28. R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



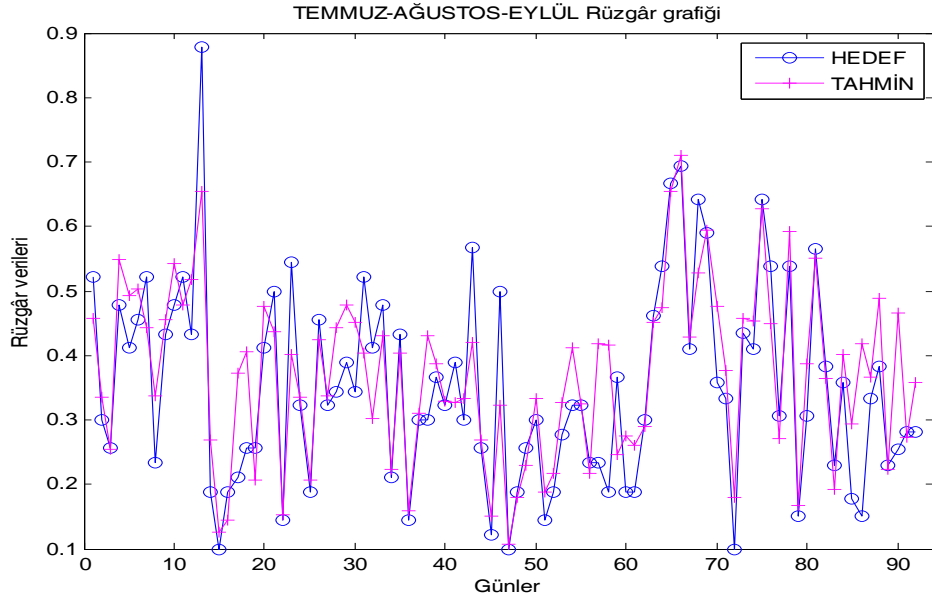
Şekil 3.29. R-N girişi ile EY algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



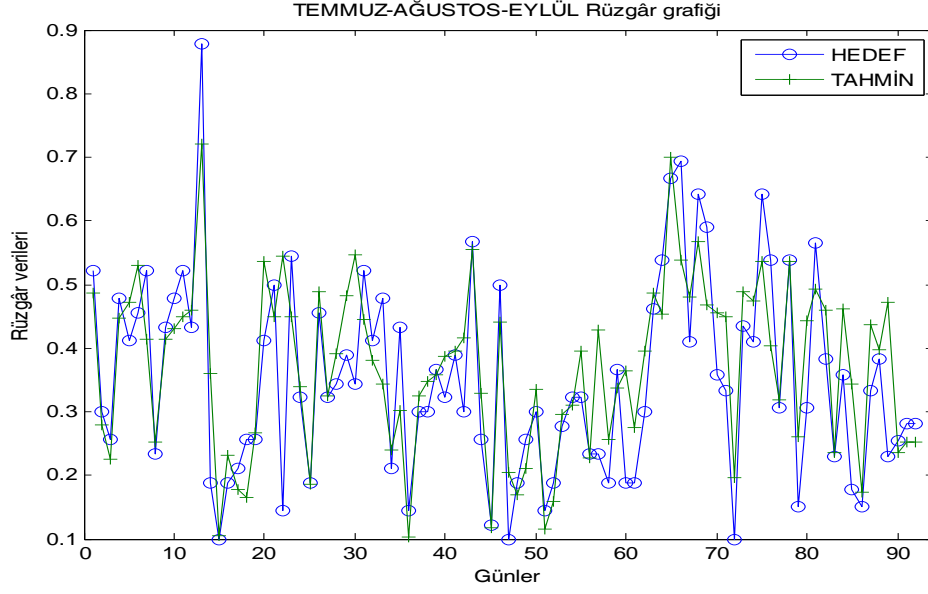
Şekil 3.30. R-N girişi ile Dİ algoritması kullanılarak nisan, mayıs ve haziran aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



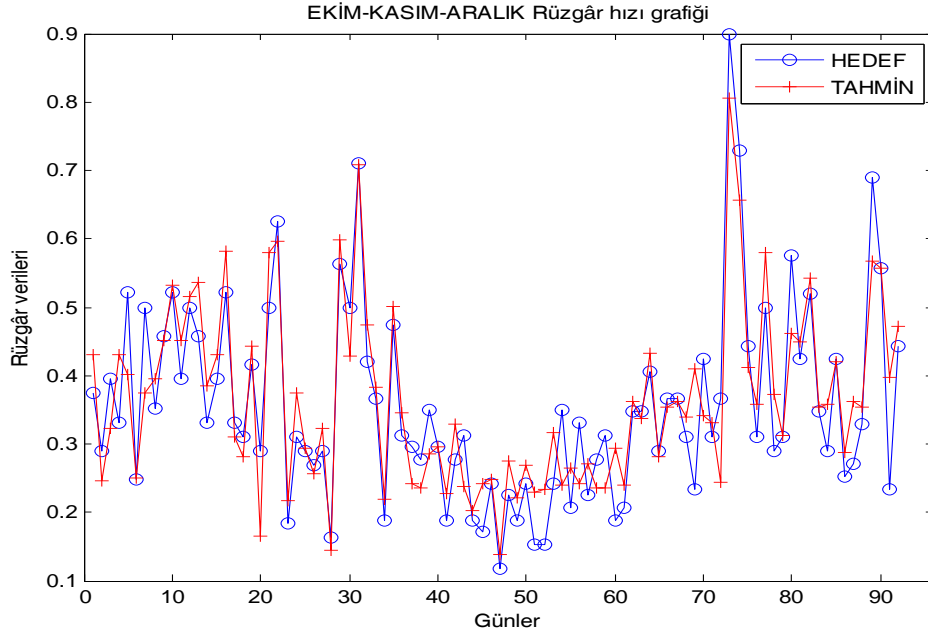
Şekil 3.31. R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



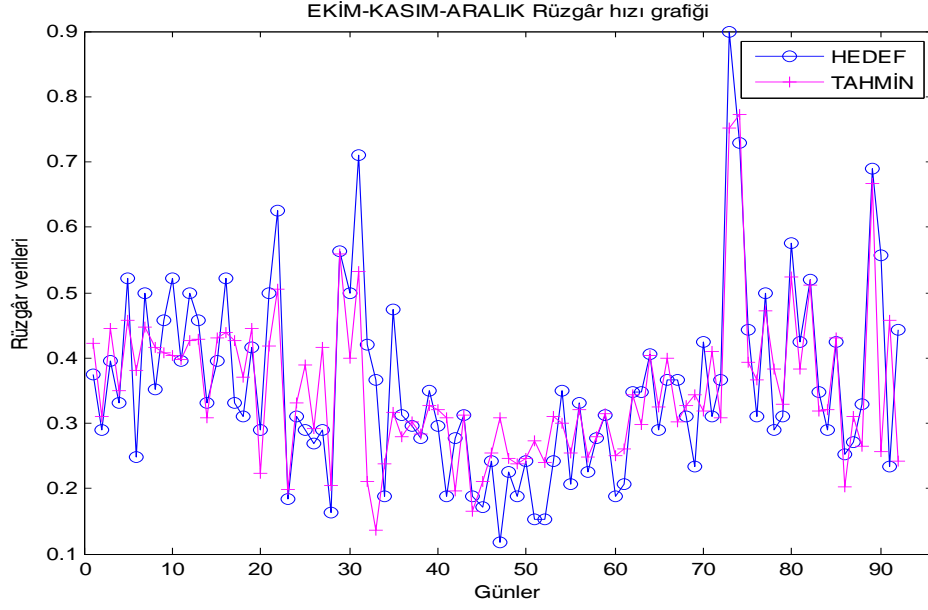
Şekil 3.32. R-N girişi ile EY algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



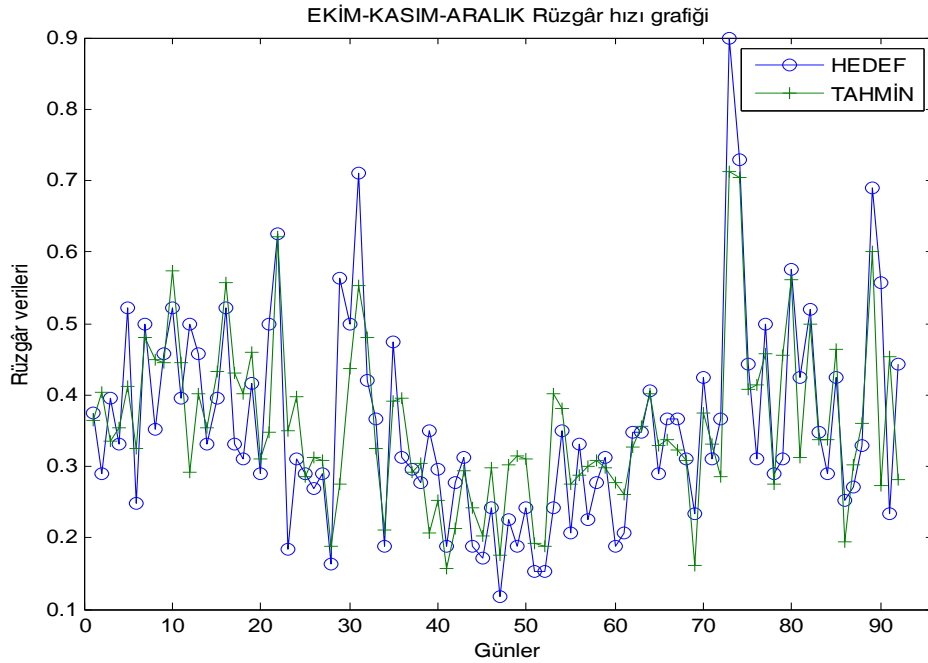
Şekil 3.33. R-N girişi ile Dİ algoritması kullanılarak temmuz, ağustos ve eylül aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



Şekil 3.35. R-N girişi ile LM algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



Şekil 3.35. R-N girişi ile EY algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği



Şekil 3.36. R-N girişi ile Dİ algoritması kullanılarak ekim, kasım ve aralık aylarına ait rüzgâr hızı grafiği

4. SONUÇLAR

Grafiklerdeki sonuçlar YSA, 3 farklı geri besleme ağ algoritması ile 3 farklı giriş için aynı nöron sayıları ve aynı aktivasyon fonksiyonları ile eğitilerek elde edilmiştir. 3 katmanlı ağ yapısı, ilk katmanda 30 tanjant sigmoid, ikinci ara katmanda 20 tanjant sigmoid ve çıkış katmanında 1 tanjant sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Ağ çıkışından elde edilen verilere göre üç aylık OKH değerleri çizelge 4.1 de gösterilmiştir. İstenildiği takdirde rüzgâr potansiyelinin analizi için elde edilen sonuçlardan denklem (2.4) ve (2.5) eşitliklerinden yararlanılarak, rüzgâr potansiyeli hesaplanabilmektedir.

Çizelge 4.1. Üç aylık OKH değerleri

Girişler	Algoritmalar	OKH			
		Ocak Şubat Mart	Nisan Mayıs Haziran	Temmuz Ağustos Eylül	Ekim Kasım Aralık
R-S	LM	0,0806	0,0878	0,0777	0,0881
	EY	0,0860	0,0845	0,0842	0,0788
	DI	0,0834	0,0763	0,0915	0,0825
R-B	LM	0,0692	0,0843	0,0832	0,0844
	EY	0,0704	0,0821	0,0854	0,0828
	DI	0,0717	0,0815	0,0897	0,0732
R-N	LM	0,0856	0,0745	0,0819	0,0733
	EY	0,0903	0,0795	0,0827	0,0833
	DI	0,0788	0,0801	0,0914	0,0846

Çizelge 4.1 de en iyi sonuçlar yorumlanırsa; R-B veri girişi ile Ocak-Şubat-Mart (OŞM) verilerinin tahmininde LM algoritması ile 0,0692 OKH değerlerine ulaşarak, diğer girişlere ve algoritmalara göre en iyi sonuç elde edilmiştir. R-S veri girişi ile Nisan-Mayıs-Haziran (NMH) verilerinin tahmininde 0,0745 OKH

değerlerine ulaşılmıştır. R-N veri girişi ile Temmuz-Ağustos-Eylül (TAE) verilerinin tahmininde 0,0777 OKH değeri elde edilmiştir. R-N veri girişi ile Ekim-Kasım-Aralık (EKA) verilerinin tahmininde 0,0732 OKH değerlerine ulaşılmıştır. Bu sonuçlar yorumlanırsa, LM algoritması ile R-S, R-B, R-N girişleri içinde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. LM algoritmasının OŞM, NMH, TAE, ayları için yapılan tahminlerde diğer algoritmalarına göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Dİ algoritması EKA ayları için en iyi sonuca ulaşmıştır. Fakat EY ve Dİ algoritmalarının da çok başarısız olduğu gözlenmemiştir. Genel olarak LM algoritması EY ve Dİ algoritmasından başarılı bulunmuş olsa da EY ve Dİ algoritmalarının OKH değerleri LM değerlerine yakın olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.2. Aylık OKH sonuçları

Girişler	Algoritmalar	OKH											
		Ocak	Şubat	Mart	Nisan	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
R-S	LM	0,0726	0,091	0,0783	0,0835	0,0937	0,0863	0,0793	0,0831	0,0703	0,0929	0,0836	0,0876
	EY	0,0987	0,0832	0,0761	0,0908	0,0743	0,0883	0,0864	0,0917	0,0745	0,0813	0,0754	0,0797
	DI	0,0843	0,0756	0,0902	0,0757	0,0811	0,0721	0,0824	0,0934	0,0987	0,0736	0,0843	0,0894
R-B	LM	0,0678	0,0702	0,0694	0,0854	0,0887	0,0786	0,0824	0,0792	0,0879	0,0733	0,0981	0,0816
	EY	0,0649	0,0779	0,0682	0,0878	0,0859	0,0726	0,0807	0,0909	0,0845	0,0905	0,0773	0,0802
	DI	0,0636	0,0793	0,0721	0,0798	0,0845	0,0802	0,1001	0,0899	0,0789	0,0779	0,0603	0,0814
R-N	LM	0,0781	0,0908	0,0879	0,0721	0,0802	0,0714	0,0836	0,0728	0,0893	0,0758	0,0647	0,0793
	EY	0,0936	0,0962	0,0811	0,0812	0,0773	0,0797	0,0754	0,0822	0,0904	0,0773	0,0803	0,0921
	DI	0,0797	0,0741	0,0824	0,0717	0,0782	0,0904	0,0956	0,0886	0,0898	0,0924	0,0778	0,0834

Çizelge 4.3. En iyi OKH sonuç değerleri

	ALGORİTMA	GİRİŞ VERİSİ	OKH
OCAK	DI	R-B	0.0636
ŞUBAT	LM	R-B	0.0702
MART	EY	R-B	0.0682
NİSAN	DI	R-N	0.0717
MAYIS	EY	R-S	0.0743
HAZİRAN	LM	R-N	0.0714
TEMMUZ	EY	R-N	0.0754
AĞUSTOS	LM	R-N	0.0728
EYLÜL	LM	R-S	0.0703
EKİM	LM	R-B	0.0733
KASIM	DI	R-B	0.0603
ARALIK	LM	R-N	0.0793

Çizelge 4.3 de görüldüğü gibi LM algoritması DI ve EY algoritmalarından daha başarılı olduğu görülmüştür. 6 ayın verisinde öğrenmede en iyi sonuçlar LM algoritması ile alınmıştır. EY algoritması ile 3 ayın verisi, DI algoritması ile ise 3 ayın verisinde en iyi sonuca ulaşılmıştır. LM algoritmasının DI ve EY algoritmalarına kıyasla test verilerinde daha başarılı olduğu görülmüştür.

Yukarıdaki tabloda giriş verileri değerlendirildiğinde ise R-N ve R-B verisinin 5 ayda en iyi sonuçlara ulaştığını gözlemlenmiştir. R-S ile 2 ayda en iyi sonuçlara ulaşılmıştır. R-N ve R-B giriş verilerinin, birbirlerine karşı üstünlük sağlayamadıkları görülmüştür. Fakat R-S girişlerine göre daha iyi sonuçlar verdikleri gözlemlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] McLauchlan, N. Bessis, N., A Case for Real-World Smart Environments: The Development of a Remote Autonomous Energy Aware Monitoring System using Next Generation Technologies. Fifth International Conference on Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing, 30 June – 02 July 2011, Seoul-Korea, 128-135, 2011.
- [2] Ucar, A. Balo, F., Evaluation of wind energy potential and electricity generation At six locations in Turkey. Applied Energy. 86 (1) : 1864–1872, 2009.
- [3] BP Statistical Review of World Energy, BP statistical review of energy, 45s., 2011.
- [4] Çam, E. Arcaklıođlu, E. Çavuşođlu, A. Akbıyık, B., A classification mechanism for determining average wind speed and power in several regions of Turkey using artificial neural networks. Renewable Energy. 30 (2): 227-239, 2005.
- [5] Yanning, Z. Longyun, K. Shiqiong, Z. Binggang, C., Wind speed predicted by wavelet analysis in input prediction control of wind turbine. Intelligent control and automation (WCICA), 25-27 Haziran 2008, Chongqing- China, 7732 – 7735, 2008.
- [6] Torresa, J. L., Garcia, A., Blasa, M. De., Francisco, A. D., Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in Navarre (Spain). Solar Energy, 79 (1): 65-77, 2005.
- [7] Ling, C. Xu, L., Comparison between ARIMA and ANN models used in short-term wind speed forecasting. Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 25-28 March 2011, Wuhan-China, Asia-Pacific, 6253-6257, 2011.

- [8] Akpınar, K. E., Biçer, Y., Erdoğan, B., Doğu Anadolu Bölgesindeki bazı illerin hava şartları ve rüzgâr gücünün modellenmesi. *Tesisat Mühendisliği Dergisi*. 89 (1): 58-64, 2005.
- [9] Çam, E., Yıldız, O., Prediction of wind speed and power potential in the middle anatolian region of Turkey by adaptive Neuro-Fuzzy inference systems (ANFIS). *Turkish Journal of Engineering and Environmental Science*. 30 (1): 35-42, 2006.
- [10] Hocaoğlu, O. F., Fidan, M., Gerek, N. Ö., Mycielski approach for wind speed prediction. *Energy Conversion and Management*. 50 (1): 1436-1443, 2009.
- [11] Wythoff, J. B., Backpropagation neural networks: A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 18 (2): 115–155, 1993.
- [12] Saray, U. Lüy, M. Çam, E., Amasya ili için yapay sinir ağlarıyla Rüzgâr hızı tahmini. *Elektrik Elektronik Mühendisliği Günleri (EEMG)*, 29 Eylül- 1 Ekim 2011, Ankara, 20-23, 2011.
- [13] Petrol sektöründe gelişmeler, *Petrol-iş*, 32s., 2011.
- [14] Çolak, i. Bayındır, R. Sefa, i. Demirbaş, Ş., Ergen, H., Alternatif Enerji Kaynaklarının Kullanımı. III. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Sempozyumu, 19-21 Ekim, Mersin, 19-25, 2005.
- [15] Elektrik üretim sektör raporu, EÜAŞ, 16s., 2010.
- [16] H. H. Özcan, Rüzgâr enerjisi yatırımları ve Isparta ilinde kurulabilecek rüzgâr enerjisi santralinin ekonomik analizi. Yüksek lisans tezi. Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, 2009.
- [17] Lapedes, A., Farber, R., Nonlinear signal processing using neural networks: forecast and system modeling. Los Alamos NationalLab. Los Alamos, Meksika, Technical report LA-UR-87-2662, 1987.

- [18] Hocaoglu, F. O., Kurban, M., The Effect of Missing Wind Speed Data on Wind Power Estimation. LNCS Springer. 4881 (1): 107-114, 2007.
- [19] Gong, L., Jing, S., On comparing three artificial neural Networks for wind speed forecasting. Applied Energy. 87 (7): 2313–2320, 2010.
- [20] Cadenas, E., Rivera, W., Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA - ANN model. Renewable Energy. 35 (1): 2732-2738, 2010.
- [21] Öztopal, A., Artificial neural network approach to spatial estimation of wind velocity data. Energy Conversion and Management. 47 (1): 395 – 406, 2006.
- [22] Ghanbarzadeh, A. Noghrehabadi, A.R. Behrang, M.A. Assareh, E., Solar radiation forecasting based on meteorological data using artificial neural Networks. Industrial Informatics INDIN 2009. 7th IEEE International Conference. 23-26 June 2009, Cardiff, Wales, 227-231, 2009.
- [23] Fengming, Z. Kyeonghee, C. Jaeseok, C. Young-Mi. L. Lee, K.Y., A study on wind speed prediction using artificial neural network at Jeju island in Korea. Circuits and Systems (MWSCAS), 2011 IEEE 54th International Midwest Symposium. Aug. 2011, Seoul-South Korea, 1 – 4, 2011.
- [24] Alawi, S.M. Hinai, H.A., An ANN-Based Approach for Predicting Global Radiation in Locations with No Direct Measurement Instrumentation. Renewable Energy, 14 (1-4), 199-204, 1998.
- [25] Anurag M., Deo M.C., Forecasting Wind with Neural Networks. Marine Structures, 16 (1): 35-49, 2003.
- [26] Valenca, M. Ludermir, T., Monthly Stream Flow Forecasting Using a Neural Fuzzy Network Model. Neural Networks, Proceedings of Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks, 22-25 November, Rio de Janeiro, 117 -119, 2000.

- [27] Barbounis, T.G., Theocharis, J.B., Locally Recurrent Neural Networks For Long-Term wind speed and power prediction. *Journal Neurocomputing*, 69 (1-4): 466-496, 2006.
- [28] Kandil, N., Wamkeue, R., Saad, M., An Efficient Approach for Short Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks. *Electrical Power and Energy Systems*, 28 (1): 525–530, 2006.
- [29] Sreelakshmi K, Ramkanthakumar, P., Neural Networks for short-term wind speed prediction. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 42 (1): 721-725, 2008.
- [30] The world wind energy association half year report 2011, The World Wind Energy Association (WWEA), 7s., 2011.
- [31] World wind energy report 2010, World Wind Energy Association (WWEA), 22s., 2011.
- [32] Lüy, M. Saray, U., Wind speed estimation for missing wind data with three different Backpropagation algorithms. *Energy Education Science and Technology Part A*, July 2012. (in press)
- [33] Özdamar, A., Dünya ve Türkiye’de Rüzgâr Enerjisinden Yararlanılması Üzerine Bir Araştırma. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*. 6 (2-3): 133-145, 2000.
- [34] Anonim, <http://www.windpower.org> (Erişim tarihi: 14.03.2012)
- [35] Aras, H., Wind energy status and its assessment in Turkey. *Renewable Energy*, 28 (14): 2213-2220, 2003.
- [36] O. Y. Yeşilnacar, Bilecik ilinin yapay sinir ağlarıyla rüzgâr, sıcaklık ve basınç tahmini. Yüksek lisans tezi, Bilecik Üniversitesi, Bilecik, 2011.
- [37] Şen, Z, İklim Değişikliği Tatlı Su Kaynakları ve Türkiye. Su Vakfı Yayınları, İstanbul, 2009.

- [38] Anonim, http://tr.wikipedia.org/wiki/Coriolis_kuvveti (Erişim tarihi: 11.04.2012)
- [39] Özgener, Ö., Wind energy utilization In Turkey and The World. DEÜ Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi, 4 (3): 159-173, 2002.
- [40] Gücüyetmez, M. Çam, E., Küçük rüzgâr türbinleri ve bir örnek uygulama. Elektrik Elektronik Mühendisliği Günleri (EEMG), 29 Eylül- 1 Ekim 2011, Ankara, 12-15, 2011.
- [41] WMO, Instruments and observing methods, Report No:87. 27s., 2006.
- [42] Şaylan, L., Meteorolojik Aletler ve Gözlem Usulleri Dersi Notları, 2009.
- [43] Şen. Z., Yapay sinir ağları ilkeleri. Su vakfı yayınları, İstanbul, 2004.
- [44] Anderson, D. McNeill, G., Artificial Neural Networks Tecnology. Kaman science comporation report, 87p., Rome, 1992.
- [45] LIN, C. L., SU, H. W., Intelligent Control Theory in Guidance and control System Design: an Overview, Proc. Natl. Sci. Counc. ROCA, 24 (1): 15-30, 2000.
- [46] Nabiyev, V. V., Yapay Zeka Problemler-Yöntemler-Algoritma. Seçkin Yayınevi, Ankara, 2005.
- [47] B. Dandil, Yapay Sinir Ağları ile Sistem Kontrolü. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, 1998.
- [48] Hamzaçebi, C., Yapay Sinir Ağları, Ekin basım yayıncılık, İstanbul 2011.
- [49] M. Lüy, Yapay sinir ağlarının, modellenmesi yapılan termik santralde uygulanması. Doktora tezi, Kırıkkale Üniversitesi, Kırıkkale, 2009.
- [50] Fawzi, M., Al-Naima, A., Al-Timemy, H., Resilient Backpropagation Algorithm for breast biopsy classification based on artificial neural Networks. Computational Intelligenceand Modern Heuristics, 1: (10), 145-158, 2010.

- [51] Timothy, L., Ruchti, R., Brow, H., Garside, J. J., Estimation of artificial Neural network parameters for nonlinear system identification. Proceedings of the 31st conference on decision and control, 16-18 Aralık, Tuscon, Arizona, 2728-2733, 1992.