

T.C.
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

TRABZON DENİZ YÜZEYİ SICAKLIĞININ
DENTRİTİK NÖRON MODEL YAPAY SİNİR AĞI
İLE ÖNGÖRÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Öğrencinin Adı SOYADI : Gamze GENÇ

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih :

Enstitü Anabilim Dalı : Biyoloji

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Tamer AKKAN

Temmuz 2024
GİRESUN

T.C.
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

TRABZON DENİZ YÜZEYİ SICAKLIĞININ
DENTRİTİK NÖRON MODEL YAPAY SİNİR AĞI
İLE ÖNGÖRÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Gamze GENÇ

Enstitü Anabilim Dalı

:

Biyoloji

Bu tez 05/07/2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr.
Eren BAŞ
Jüri Başkanı

Prof. Dr.
Tamer AKKAN
Üye

Doç. Dr.
Tanju MUTLU
Üye

Prof. Dr.
Bahadır KOZ
Enstitü Müdürü

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Gamze GENÇ

05/07/2024

TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans tez çalışmam boyunca desteğini esirgemeyen değerli danışman hocam Prof. Dr. Tamer AKKAN'a, araştırmama deneyim ve görüşleri ile katkı sunan değerli hocalarım Prof. Dr. Erol EĞRİOĞLU, Prof. Dr. Eren BAŞ ve Doç. Dr. Tanju MUTLU'ya,

Bu zorlu süreçte desteğini esirgemeyen sevgili aileme yürekten teşekkürü bir borç bilirim.

Çalışmaya maddi destek sunan Trabzon Teknokent firması Medinora İlaç Gıda Kozmetik Danışmanlık Hizmetleri Ticaret Limited Şirketine teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	I
İÇİNDEKİLER	II
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	IV
ŞEKİLLER LİSTESİ	V
TABLolar LİSTESİ	VII
ÖZET.....	IX
SUMMARY	X
BÖLÜM 1. GİRİŞ.....	1
1.1. Tarihsel Gelişim	3
1.2. Tahminleme Metodolojisi	8
1.3. DYS Değişimi Etkisi.....	9
BÖLÜM 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	12
BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM	16
3.1. Verilerin Eldesi.....	16
3.2. Verilerin Analizi	16
3.1.2. Dendritik nöron model yapay sinir ağının diferansiyel gelişim algoritması ile eğitim.....	18
BÖLÜM 4. ARAŞTIRMA BULGULARI	21
4.1. Uygulama	21
BÖLÜM 5. TARTIŞMA VE SONUÇ	48

KAYNAKLAR.....	53
ÖZGEÇMİŞ	60



SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

DNM-YSA	Dendritik nöron model yapay sinir ağları
DYS	Deniz yüzeyi sıcaklığı
HKOK	Hata kareler ortalaması karekökü
MSE	Ortalama kare hata
OMH	Ortalama mutlak hata
TRB	Trabzon deniz suyu sıcaklık gözlem istasyonu
YSA	Yapay sinir ağı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Franklin-Folger Haritasının körfez akıntısını içeren kuzey batı kısmı (Richardson, 1980).....	4
Şekil 1.2. Dünya’da DYS değişimini gösterir grafik (url,1)	6
Şekil 1.3. ECOSTRESS radyometresi Uluslararası Uzay İstasyonu'nda (UUI) Japon Deney Modülü (url-2)	7
Şekil 4.1. 2009 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	22
Şekil 4.2. TRB2009 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	23
Şekil 4.3. 2010 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	24
Şekil 4.4. TRB2010 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	25
Şekil 4.5. 2011 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	26
Şekil 4.6. TRB2011 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	27
Şekil 4.7. 2012 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	28
Şekil 4.8. TRB2012 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	29
Şekil 4.9. 2013 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	30
Şekil 4.10. TRB2013 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	31
Şekil 4.11. 2014 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	32
Şekil 4.12. TRB2014 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	33
Şekil 4.13. 2015 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	34
Şekil 4.14. TRB2015 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	35
Şekil 4.15. 2016 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	36

Şekil 4.16. TRB2016 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	37
Şekil 4.17. 2017 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	38
Şekil 4.18. TRB2017 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	39
Şekil 4.19. 2018 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	40
Şekil 4.20. TRB2018 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	41
Şekil 4.21. 2019 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	42
Şekil 4.22. TRB2019 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	43
Şekil 4.23. 2020 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	44
Şekil 4.24. TRB2020 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	45
Şekil 4.25. 2021 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi	46
Şekil 4.26. TRB2021 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği	47

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 3.1. Bir kromozomun yapısı	19
Tablo 4.1. TRB2009 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	22
Tablo 4.2. TRB2010 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	24
Tablo 4.3. TRB2011 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	26
Tablo 4.4. TRB2012 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	28
Tablo 4.5. TRB2013 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	30
Tablo 4.6. TRB2014 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	32
Tablo 4.7. TRB2015 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	34
Tablo 4.8. TRB2016 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	36
Tablo 4.9. TRB2017 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	38
Tablo 4. 10. TRB2018 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	40
Tablo 4.11. TRB2019 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	42
Tablo 4.12. TRB2020 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	44

Tablo 4.13. TRB2021 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler.....	46
---	----



TRABZON DENİZ YÜZEYİ SICAKLIĞININ DENTRİTİK NÖRON MODEL YAPAY SİNİR AĞI İLE ÖNGÖRÜSÜ

ÖZET

Deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS), deniz organizmalarının dağılımı ve meteorolojik fırtınaların yoğunluğu da dâhil olmak üzere deniz ekosisteminin çeşitli yönlerini etkileyen kritik bir değişkendir. DYS dinamiklerini anlamak, iklim değişikliğinin deniz ekosistemleri üzerindeki etkisini tahmin etmek ve zararlı etkilerine karşı önlem almak için verimli stratejiler geliştirmeye olanak sağlar. DYS'nin yüksek doğruluk oranıyla tahmini, deniz taşımacılığı, balıkçılık yönetimi ve iklim modellemesi dâhil olmak üzere çok çeşitli uygulamalar için gereklidir.

Bu çalışmada, Trabzon DYS'nin dentritik nöron model yapay sinir ağı ile öngörüsü sınanmıştır. Bu amaçla, Trabzon'un 2009 ile 2021 yılları arasındaki günlük ortalama değerlerine ait bir zaman serisi kullanılmıştır. Literatürde ilk kez DE/best/1 mutasyon stratejisine dayalı bir DNM-YSA yöntemi önerilmiştir. Ayrıca, her bir zaman serisi yöntemi önerilen DNM-YSA'dan farklı olarak Pi-Sigma yapay sinir ağları (PS-YSA), çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı (ÇKA-YSA) ve çarpımsal nöron model yapay sinir ağı (ÇNM-YSA) ile de analiz edilmiştir. Analiz aşamasında, her bir zaman serisinin son otuz gözlemi test kümesi olarak ayrılmıştır. İlgili yöntemlerin her bir zaman serisi için karşılaştırılması yapılarak en yüksek doğruluk oranına sahip yöntem belirlenmiştir.

Sonuç olarak, literatürde ilk kez DE/best/1 mutasyon stratejisine dayalı bir DNM-YSA yöntemi olarak önerdiğimiz metodolojinin en yüksek doğruluk oranıyla öngörü sağladığı tespit edilmiştir. Dahası, benzer habitatlara mevcut yöntemin uygulanabilirliği tecrübe edinilmiş; böylece sürdürülebilir ekosistem yaklaşımı ve yeşil çevre olgusuna katkı sunulmuştur.

Anahtar kelimeler: Dendritik nöron model, Deniz yüzeyi sıcaklığı, Öngörü, Trabzon

FORECASTING OF TRABZON SEA SURFACE TEMPERATURE WITH DENDRITIC NEURON MODEL ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

SUMMARY

The sea surface temperature (SST) is a crucial metric that affects various aspects of the marine ecosystem, including the distribution of marine organisms and the intensity of meteorological wind storms. To understand the dynamics of the SST allows to develop effective strategies to forecast and mitigate the impact of climate change on marine ecosystems. The accurate forecasting of SST is fundamental for a variety of applications, including marine transportation, fisheries management and climate modeling.

The present study investigates the forecasting of Trabzon SST with dentritic neuron model artificial neural network. In order to achieve this objective, the time series of daily averages of Trabzon FMS between 2009 and 2021 is utilised. In this paper, for the first time in the literature, a DNM-ANN method based on the DE/best/1 mutation strategy is proposed. Furthermore, we conducted an analysis of each time series method in conjunction with Pi-Sigma artificial neural networks (PS-ANN), multilayer perceptron artificial neural network (MLP-ANN) and multiplicative neuron model artificial neural network (DNM-ANN), which differed from the proposed DNM-ANN. The last thirty observations of each time series were designated as a test set in the analysis section. In the analysis of each time series, the relevant methods were compared and the method that provided the highest accuracy was determined.

In conclusion, for the first time in the literature, our proposed DNM-ANN method based on the DE/best/1 mutation strategy was found to provide the highest accuracy forecasting. Furthermore, the applicability of the current methodology to similar habitats has been experienced; thus contributing to the sustainable ecosystem approach and the phenomenon of green environment.

Keywords: Dendritic neuron model, Sea surface temperature, Forecasting, Trabzon

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS), okyanus ve atmosferik süreçlerin temel bir göstergesi olarak hizmet eder; iklim dinamiklerini, hava durumunu ve deniz ekosistemlerini anlamada çok önemli bir rol oynar. DYS değişimi, iklim değişikliği ile doğrudan ilişkili olarak ifade edilebilir.

Deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS), okyanus ve atmosfer arasındaki karmaşık hava etkileşimlerini anlamak, ölçmek ve tahmin etmek için temel bir fiziksel değişken olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu süreçler, güneşten gelen ısıнын küresel okyanuslarda nasıl yeniden dağıtıldığını belirleyerek büyük ve küçük ölçekli hava ve iklim düzenlerini doğrudan etkilemektedir. Hava ve iklimi, hava sistemlerini, şiddetli fırtınaları ve deniz meltemlerini, konvektif bulutların oluşması gibi yerel ölçekli olayları ve hatta büyük okyanus girdapları ve atmosferik dolaşım hücreleri yoluyla önemli bir toplumsal etkiyi yansıtabilmektedir. DYS'deki değişikliklerin izlenmesi, iklim değişikliği ve diğer çevresel stres faktörlerinin etkilerinin anlaşılması için gereklidir. Deniz yüzeyi sıcaklığı, deniz ve karasal ekosistemlerin işleyişinde ve okyanusa bağlı insan faaliyetlerinde çok önemli bir rol oynamaktadır (Deser ve ark., 2010; Muruganandam ve ark., 2023).

DYS, enerji transferinin gerçekleştiği atmosfer ve okyanuslar arasındaki sınırdaki koşulları tanımladığı için iklim değişikliğinin önemli bir göstergesi olarak hizmet eder. Okyanuslar atmosferden daha fazla ısı emdikçe, DYS'nin artması beklenir. 1980'lerden itibaren, yerinde ölçümlerle toplu olarak modern çağın DYS gözlem sistemini oluşturan uydu DYS ölçümlerinin sürekli operasyonel akışı mevcuttur. Veri seti, dünya çapında sahadaki cihazlar tarafından alınan su sıcaklığının yerinde ölçümlerine dayanmaktadır. Uygun tarama kriterleri ve sapma düzeltme algoritmaları ile birleştirildiğinde, bu ölçümler sıcaklık eğilimlerinin güvenilir bir uzun vadeli

kaydını sunar. 1998 yılına gelindiğinde DYS verileri, artık kendini kanıtlamış olgun gözlem sistemleri olarak kullanılmıştır. Ancak, bu sisteminde kullanımını kısıtlayan unsurlar vardı. Kısıtlı veri setleri bunlardan en önemli olanıydı. Uydu DYS gözlemleri, 1980'lerin başından itibaren sürekli olarak geliştirilmiş ve bu geliştirme çalışmaları halen devam etmektedir (Rienecker ve ark., 2012).

DYS'nin etkisi iklimin ötesine uzanmaktadır. Mevcut küresel iklim değişikliği senaryosu, başta tehlike altında olduğu düşünülen deniz türleri için kritik etkiler yaratabilir. Her ne kadar bazı türler çevresel değişimlere hızla uyum sağlayabilse de olası en kötü durum senaryolarını göz önünde bulundurarak ve bu çevresel değişikliklerin fizyolojik etkilerini önceden tahmin edebilecek araçlar geliştirmek gerekmektedir. Bu yaklaşımla, ekosistemdeki değişimin yıkıcı bir tahribat olasılığı önlenmiş olur. Ayrıca, sürdürülebilir ekosistem yönetimi için olumlu koşulların gelişmesine katkıda bulunulur (Santos ve ark., 2015; Gutiérrez ve ark., 2016).

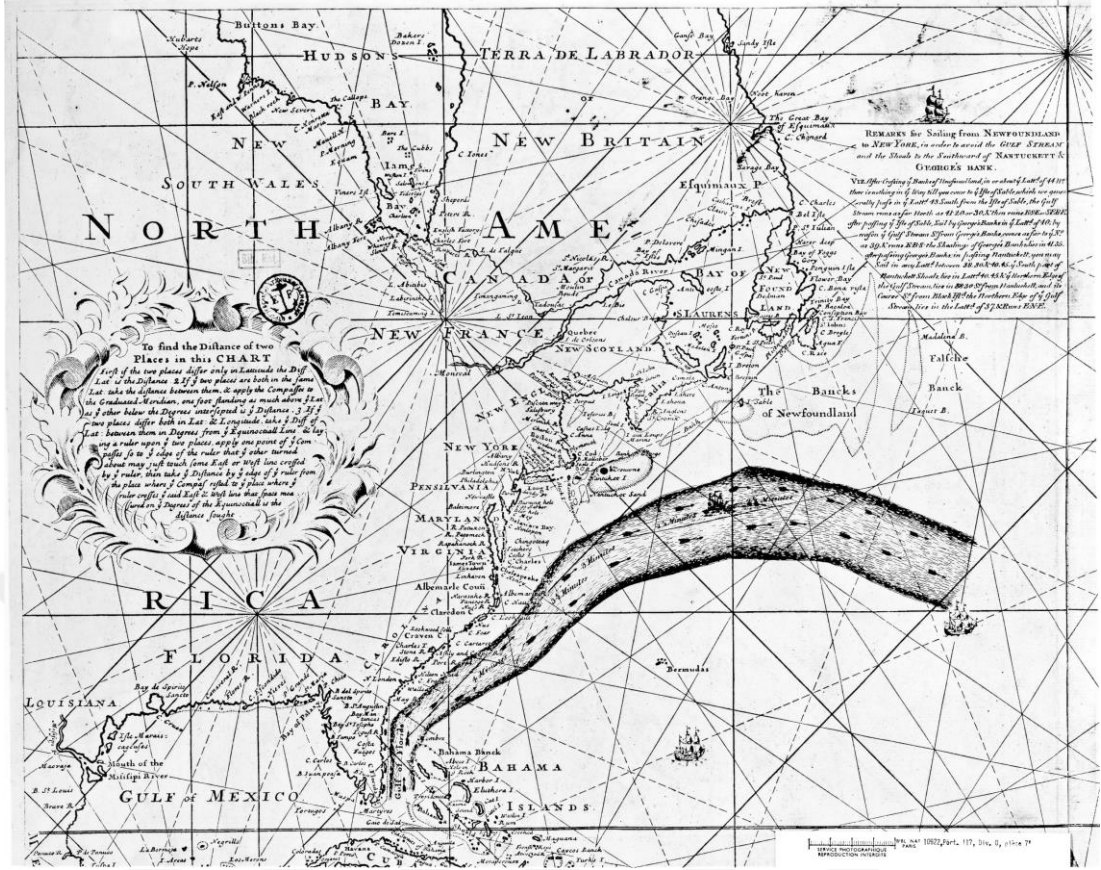
DYS, deniz türlerinin dağılımını ve bolluğunu, göç ve üreme modellerini ve zararlı alg patlamalarının oluşumunu etkiler. DYS'deki değişiklikler ayrıca yüzey sularına besin tedarikini bozarak resif habitatlarını potansiyel olarak değiştirebilir ve balık popülasyonlarında düşüşlere yol açabilir. Bu durum balıkçılığa bağımlı toplulukların geçim kaynakları üzerinde önemli etkilere sahip olabilir. Denizlerde yaşayan canlı türleri ve bu habitatları barındıran tuzlu su ekosistemleri, insan sağlığı ve kıyı ekonomileri için kritik öneme sahiptir ve her yıl 21 trilyon ABD Doları değerinde piyasa koşulları oluşturmaktadır (Tommasi ve ark., 2017). Bu türler küresel iklim değişkenliğinden güçlü bir şekilde etkilenmektedir (Ottersen ve diğerleri, 2010), bu durum yerel yönetimler ve balıkçılar için bir zorluk oluşturmaktadır. İklim kaynaklı önemli okyanus veya ekosistem süreçlerinin temsili olarak hizmet eden sıcaklık dalgalanmaları sıklıkla bu canlı türlerinin üretkenliği ve mekânsal dağılımındaki değişikliklerle ilişkilendirilir (Pinsky ve ark., 2013; Pershing ve ark., 2015). Dolayısıyla, deniz yüzeyi sıcaklığının öngörülmesi uluslararası olarak paylaşılan balık stokları için kotaların ayarlanması ve endüstri sermayesi yatırım kararlarına ilişkin uzun vadeli mekânsal planlama kararlarına da fayda sağlayabilir (Tommasi ve ark., 2017).

Okyanus koşullarının izlenmesi, iklim değışkenliğinin tahmin edilmesi ve iklim değışikliğinin deniz ortamları üzerindeki etkilerinin değerdendirilmesi için DYS'nin doğru bilinmesi gerekir. 1800'lerin sonlarından bu yana küresel DYS'de güçlü bir artış olduğu ifade edilmektedir (Garcia-Soto ve ark., 2021). Ayrıca, bölgelere göre, okyanus alanlarının çoğunda deniz yüzeyi ısınması gözlemlenmektedir. Bu durum insan kaynaklı iklim değışikliğinin kesin bir sinyalidir (Bindoff ve ark., 2013).

1.1. Tarihsel Gelişim

DYS ölçümleri 200 yılı aşkın süredir çok farklı amaçlar doğrultusunda gerçekleştirilmektedir. İlk tasvirlerinden birinin, 1768'de yayınlanan Gulf Stream'in Franklin-Folger Haritası olduğu genel olarak kabul edilir (Şekil 1.1.). 18. yüzyılda DYS'nin ilk ölçümleri tamamen bilimsel ilgiden dolayı yapılmıştır. İlerleyen zaman aralığında, deniz yüzeyi sıcaklığı ile okyanus akıntıları arasındaki ilişkiyi anlamak için birçok ölçüm yapılmış ve bu bilgilerin kullanılmasıyla seyir haritaları oluşturulmuştur. DYS ölçümü için uluslararası standartlar ilk kez 1853 Brüksel Denizcilik Konferansı'nda belirlenmiştir. 20. yüzyılda hava tahmini ihtiyaçları ve bir dereceye kadar deniz iklimi özetleri üretme ihtiyacı gözlemlerin niceliğini ve niteliğini tayin etmiştir. Tarihsel DYS ölçümlerinin çoğu, özel bilimsel gemiler tarafından değil, denizde can güvenliğine katkıda bulunacakları gerekçesiyle gönüllü gözlem gemileri tarafından gerçekleştirilmiştir (Matthews, 2013; Malanotte-Rizzoli, 2023).

DYS ölçümlerine olan taleplerin değışmesiyle birlikte, ölçüm yöntemleri ve kullanılan ekipmanlar da değışime uğramıştır. İlk sistemli gözlemler, su örneklerinin toplanması için kovalar kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ahşap, kanvas, kalay, deri, pirinç, kauçuk ve plastikten yapılan kovaların tümü, okyanusun yüzey katmanlarının sıcaklığını ölçmek için kullanılmıştır. Ancak bu süreç, toplama ve taşıma sırasındaki ısı kaybı ve standardize eylem protokolü eksikliği gibi sorunları içinde barındırmaktaydı. 1950'lerde kova tasarımlarında fiziksel etkileri en aza indirecek iyileştirmeler yapıldı, ancak gemiler büyüdükçe ve hızlandıkça ölçümlerin yapılması farklı sorunları da beraberinde getirdi (Matthews, 2013; Kennedy, 2014).



Şekil 1.1. Franklin-Folger Haritasının körfez akıntısını içeren kuzey batı kısmı (Richardson, 1980)

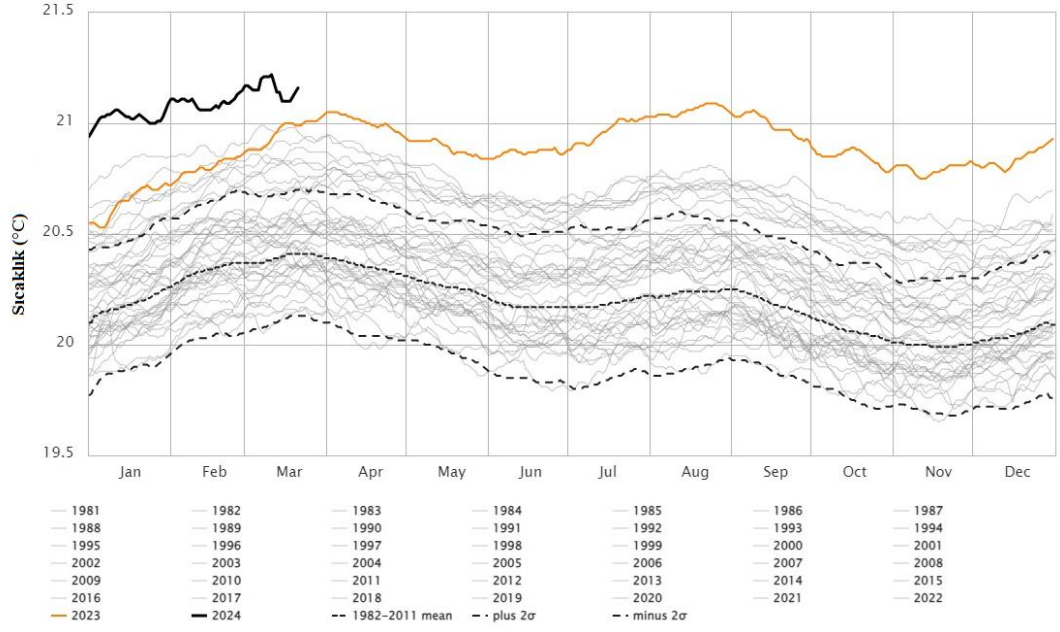
Buharlı gemilerin 19. yüzyılın sonlarında yaygınlaşmasıyla birlikte, buhar yoğunlaştırıcısında dolaşan deniz suyunun sıcaklığının ölçülmesi rutin bir uygulama hale geldi. Meteoroloji uzmanları, motorun önünde ölçülen su sıcaklığı değerlerinin, motorun derinliklerindeki su sıcaklığını temsil edebileceğini kabul etmişlerdir (Brooks, 1928). Kondenser giriş ölçümleri ve ardından makine dairesi giriş ölçümleri genellikle gemi seyir defterlerine kaydedilmiş olsa da bu kayıtların meteoroloji kayıtlarına eklenmesi 1930'lara kadar gerçekleşmemiştir. Alışlageldik ölçümlemenin aksine personel ve araç-gereç hata riskinin azalması bu ölçümlerin DYS'yi ölçmek için tercih edilen yöntem haline gelmesine katkı sundu. Ancak bu ölçümlemede de farklı sorunlarla karşılaşıldı. Örneğin ölçümlemenin yapıldığı seyirdeki değişen derinlikler, gemi rota hızı, gemi tipi, gemi ağırlığı ve hava olayları etkisi verilebilir (Kennedy, 2014).

İkinci Dünya Savaşı öncesinde bu ölçümlerin ne kadar yaygın olduğuyla ilgili çok az bilgi bulunmaktadır. 1942- 1945 yılları arasında ABD gemilerinden gelen gözlemlerin

oranında bir artış olduğunda, motorun önünde ölçülen su sıcaklığı değerlerinin DYS ölçümlerine hâkim olduğu düşünülmektedir (Thompson ve ark., 2008).

1970'lerden itibaren gemilerin çeşitli bölgelerine deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS) ölçümleri için özel sensörler monte edildi. Ancak, sonraki yıllarda, kova ve motor giriş gözlemlerinin sayısı, günümüzde 4000'in altına düşen, 1985'te 7500'den fazla gemiden oluşan WMOVOS filosunun azalması nedeniyle azalmıştır (Kennedy ve ark., 2011). Gemi gövdesi temas sensörlerinin bu dönemde yaygınlığı artmış ve 1990'ların sonlarına doğru diğer yöntemlerden daha fazla DYS gözlemi sağlamıştır (Kent ve ark., 2007). 2006 yılında yerinde gözlemlerin yaklaşık %70'i şamandıralarla elde edilmiştir (Kennedy ve ark., 2011). Şu anda, tüm VOS DYS ölçümlerinin yaklaşık dörtte birine katkı sağlamaktadırlar (Kent ve ark., 2010). Bunlara, uydu tarafından aktarılan otomatik ölçümler yapan, giderek artan sayıda demirli ve sürüklenen şamandıralar da eklendi. Demirli şamandıralar, bazı açılardan karadaki meteoroloji istasyonlarına benzeyen sabit platformlardır. Çeşitli şekil ve boyutlarda gelirler. Şu anda tüm DYS gözlemlerinin yaklaşık %90'ı şamandıralardan gelmektedir. Sakin koşullarda, sürüklenen şamandıralar, boyutlarına bağlı olarak 10 ila 20 cm arasında nominal derinlikte ölçüm yapar (Kennedy, 2014).

1960'lardan bu yana DYS'nin uydudan elde edilmesine rağmen (Rao ve ark., 1972), günümüzde genellikle 1981'den itibaren yalnızca Gelişmiş Çok Yüksek Çözünürlüklü Radyometre'nin (kızılötesinde ölçüm yapan) başlangıcından sonra elde edilen gözlemler kullanılmaktadır (Şekil 1.2.). 1991'den bu yana, DYS ölçümleri termal kızılötesinde üç kanaldan daha fazlasını ölçen uzun izli kannin gradyometreler kullanılarak da elde edilmektedir (Merchant ve ark., 2008). Daha önceki cihazların aksine, bunlar kendi kendini kalibre etmekte ve yerinde ölçümler kullanarak kalibrasyona ihtiyaç duymadan oldukça doğru ölçümler sağlamaktadır (Kennedy, 2014).



Şekil 1.2. Dünya’da DYS değişimini gösterir grafik (url,1)

DYS, 1997'den itibaren uydu kaynaklı pasif mikrodalga radyometresi ile de ölçülmektedir (Wentz ve ark., 2000). Bunlar, mikrodalga taramasının bulutlara çok az zayıflama ile nüfuz etmesi açısından kızılötesi sensörlere göre bir avantaja sahiptir. Uydu cihazları deniz yüzeyi kabuğundaki (üst~1mm) sıcaklığı gözlemlerken, insitu metotları alttaki sıcaklığı ölçer. Gelişim olarak ele aldığımızda alçak dünya yörüngesindeki kızılötesi cihazlar ve akabinde erken radyometreler ile başlayan bu süreçte, Gelişmiş Çok Yüksek Çözünürlüklü Radyometre (AVHRR), Yol Boyunca Taramalı Radyometre (ATSR) serisi, Orta Çözünürlüklü Görüntüleme Spektrometresi (MODIS), Görünür Kızılötesi Görüntüleme Radyometre Paketi (VIIRS), İkinci Nesil Küresel Görüntüleyici (SGLI), Çok Kanallı Görünür Kızılötesi Taramalı Radyometre (MVISR), Y-3 Görünür ve Kızılötesi Radyometre (VIRR) ve HY-1 Çin Okyanus Rengi ve Sıcaklık Tarayıcısı (COCTS) ile süreç devam etmiştir. Bu sistemlerle birlikte, Hiperspektral IR görüntüleyiciler; Atmosferik Kızılötesi Siren (AIRS) ve Kızılötesi Atmosfer Sondajı İnterferometresi (IASI) DYS izlemede önemli bir araç olmuştur. Yüksek çözünürlüklü görüntüleyiciler ise Landsat, Gelişmiş Uzay Kaynaklı Termal Emisyon ve Yansıma Radyometresi (ASTER), ve Ulusal Uzay İstasyonundaki ECOSystem Uzay Kaynaklı Termal Radyometre Deneyi (ECOSTRESS) oldukça düşük hata payları ile DYS ölçümleme ve öngörmede

kullanılmaktadır. Bunlara ilave birçok DYS verisi alma özelliğine sahip sabit uydular da günümüzde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır (Minnet ve ark., 2019).



Şekil 1.3. ECOSTRESS radyometresi Uluslararası Uzay İstasyonu'nda (Uİİ) Japon Deney Modülü (url-2)

İlerleyen teknolojiyle birlikte dijital arşivin kullanılabilirliğindeki ergonomic, DYS ölçümlerinin saklanması da karşımıza çıkmaktadır. Gemilerden ve şamandıralardan alınan DYS ölçümleri ile oşinografik yolculuklarda yapılan yüzeye yakın ölçümler dijital arşivlerde toplandı. Bunların en büyüğü ve en kapsamlısı Uluslararası Kapsamlı Okyanus-Atmosfer Veri Seti'dir (ICOADS) (Woodruff ve ark, 2008). Bu arşiv, 1662'den beri bireysel denizcilik raporlarını içermektedir; ancak hava ve deniz sıcaklığı ölçümleri 19. yüzyılda ortaya çıkmıştır. Günümüzde, bu ve benzeri birçok dijital arşiv DYS ölçümlerinin kayıtlarını tutmaktadır (Minnet ve ark., 2019).

1.2. Tahminleme Metodolojisi

DYS tahmin teknikleri, geleneksel teknikler (fiziksel ve istatistiksel modeller dahil), veriye dayalı teknikler ve hibrit teknikler olarak üç kategoride irdelenmektedir (Kim ve ark., 2020; Chaudhary ve ark., 2023).

Geleneksel tekniklerin temelini fiziksel, biyolojik ve kimyasal özellikler ve bunların dinamik ilişkileri oluşturur. Bu metodoloji, matematiksel modelleri kullanarak DYS varyasyonlarını açıklar. Geleneksel teknikler genellikle oldukça ileri düzeydedir ve DYS'yi okyanus/deniz ve hatta küresel ölçeklerde sadece mütevazı bir çözünürlükle tahmin edebilirler (Cahyono ve ark., 2017; Kärnä ve ark., 2021). Geleneksel teknikler ayrıca fiziksel modeller ve istatistiksel modeller olarak iki kategoriye ayrılır.

Veriye dayalı teknikler, deniz yüzeyi sıcaklığı tahmini sorununa veri odaklı bir perspektif getirmektedir. Gözlemlen korelasyonları ve modelleri kullanarak gözlemlenen DYS'ye neden olan mekanizmaları tespit edip ardından bunları önümüzdeki günleri kapsayacak şekilde tahmin etmek için uygular. Veriye dayalı teknikler, geleneksel yöntemlere göre daha az karmaşık ve uygulaması daha kolaydır. Regresyon analizi en çok kullanılan veriye dayalı yöntem olarak bilinmektedir (Mutai ve ark., 1998). Bu yöntemlerin çoğu, küçük DYS veri kümelerini işlemek için daha uygun olan geleneksel istatistiksel ve makine öğrenmesi tekniklerine büyük ölçüde bağımlıdır. Tipik olarak, bir deniz bölgesi içindeki birden fazla örnekleme konumunu kapsayan DYS alanlarından ziyade, tek bir gözlem noktasındaki DYS değerlerini tahmin etmek için kullanılırlar. Günümüzde bu karmaşıklığı gidermede oldukça fayda sağlayan ve veriye dayalı bir diğer metodoloji Sinir Ağlarıdır. Sinir Ağları yapay sinir ağları, derin sinir ağı, evrişimli sinir ağı, tekrarlayan sinir ağı, grafik sinir ağı olarak sınıflandırılabilir. Hibrit yaklaşımda ise YSA hem kendi aralarında hem de klasik öngörü metodolojilerin kombinasyonu ile çok daha verimli sonuçların eldesi mümkündür (Chaudhary; 2023).

1.3. DYS Değişimi Etkisi

DYS; suyun okyanus yüzeyine yakın sıcaklığına denir. Yüzey, ölçüm yöntemine bağlı olarak su yüzeyinin yaklaşık 1 mm (0,39 inç) ile 20 ms (65,6 ft) altındaki herhangi bir şeyi ifade edebilir. DYS'ler hem atmosferik hem de okyanus süreçleri tarafından yönetilir. Atmosfer tarafında rüzgâr hızı, hava sıcaklığı, bulutluluk ve nem deniz yüzeyindeki enerji alışverişini düzenleyen baskın faktörlerdir. Okyanus tarafında, akıntılarla ısı aktarımı, dikey karışım ve sınır tabakası derinliği DYS'yi etkiler (Deser ve ark., 2010).

Sıcaklık değişimlerine verilen biyolojik tepkiler doğrudan (büyüme veya hayatta kalma oranları) veya dolaylı (besin ağı etkileşimleri) yollarla olabilir. DYS artışının etkisi deniz ekosistemi üzerinde geniş bir yelpazeye yayılan etkilere sahiptir. Çalışmalar, sıcaklık anormalliklerinin birincil üretimden balık avında azalmaya varabilecek zararları göstermiştir (MacKenzie ve Schiedek, 2007; Peñaflo ve ark., 2009). Bu etki besin zinciri etkileşimiyle ekosistemdeki birçok canlıyı etkilemiştir. Örneğin, 1990'lı yıllarda Alaska Körfezi'ndeki balık popülasyonlarının sıcaklığı daha düşük habitatlara göç etmesi sebebiyle, 120000 deniz kuşunun etkilendiği gösterilebilir (Green ve ark., 2003).

Güney Okyanusu deniz kuşları ve fokları üzerinde yapılan birçok uzun vadeli çalışmada üreme performansındaki büyük düşüşlerin sıcaklık değişimiyle ilgili olduğu; Kerguelen Adaları'ndaki mavi kuşun (*Halobaena carulea*) üreme performanslarının ve vücut kondisyonunun, üremeden önceki kışın aralıklı, ılık deniz yüzeyi sıcaklıkları (DYS'ler) nedeniyle azaldığı bilinmektedir (Guinet ve ark., 1998). DYS değişimleri, klorofil_a miktarı bir diğer ifadeyle birincil üretkenlik, türlerin fizyolojik tepkileri ve tür dağılımları gibi biyolojik değişkenler de dahil olmak üzere diğer değişkenlerdeki değişikliklerle ilişkilidir. Klorofil_a 'daki zamansal ve mekansal değişkenliğin kalıpları ve bunun sıcaklıkla ilişkisi, iklimdeki değişiklikleri doğrudan okyanus ekosistemlerinin dinamikleriyle ilişkilendirir. Yüzey suyunun ısınması, üst okyanustaki sıcaklık katmanlaşmasını artırır ve yüzey karışım derinliğinde bir diğer ifadeyle besin akışında bir azalma ile ilişkilendirilebilir. Daha yüksek sıcaklıklar

hücrel klorofil_a düzeyini artırma eğilimindeyken, artan ısıtım veya azalan besin mevcudiyeti hücrel klorofil_a düzeyini azaltma eğilimindedir (Chavez ve ark., 2010; Field ve ark., 2012; Dunstan ve ark., 2018). Öngörüler 2000 yılından 2200 yılına kadar ortalama fitoplankton klorofil konsantrasyonunda tahmini %50'lik bir düşüşe yol açacağı (Hofmann ve ark., 2011) ve tabakalaşmada sıcaklığa bağlı değişikliklere ek olarak, rüzgâr karışımı ve yatay adveksiyonla ilişkili süreçlerin de önemli olabileceği yönündedir (Dave ve Lozier, 2013).

DYS'deki ısınmanın plankton üzerindeki doğrudan etkisi hem fitoplankton hem de zooplanktonun metabolizma hızlarının artması ve sıcaklık arttıkça fotosentez ve solunum hızları arasında artan dengesizlik olarak karşımıza çıkmaktadır. Heterotrofik süreçler sıcaklığa ototrofik olanlardan daha duyarlıdır (López-Urrutia ve ark., 2006; O'Connor ve ark., 2009), bu durum zooplankton tarafından daha yüksek otlatma oranlarına ve bunun sonucunda daha sıcak koşullar altında fitoplankton biyokütlesinde azalmaya görülür (Müren ve ark., 2005; Sommer ve Lewandowska, 2011; Lewandowska ve ark., 2014).

Yüksek DYS ile ilişkili bir diğer gözle görülür etki, dünyadaki en yüksek kıyusal deniz biyolojik çeşitliliğinin merkezi olarak bilinen mercan resiflerindeki kitlesel mercan beyazlaması (ağartması) ve buna bağlı ölüm artan oranıdır (Wilkinson 2004; Ferreira ve ark., 2013). Sıcaklık anormallikleriyle çakışan mercan ağartma olaylarının kayıtları, öncelikle Brezilya kıyılarının doğu kısmı boyunca rapor edilmiştir (Castro ve Pires 1999). Stres, mercanların endosimbiyotik alglerini (Zooxanthellae) dışarı atmasına neden olduğunda ağartma meydana gelir; bu, uzun süreli veya özellikle şiddetli olması durumunda kısmi veya tam mercan ölümüyle sonuçlanabilir. 2010 yılında dünyanın çeşitli yerlerinde alışılmadık derecede yüksek deniz yüzeyi sıcaklıkları (DYS) kaydedildi ve bu durum mercan ağartma olaylarına ve mercan ölümlerine neden oldu (Krishnan ve ark. 2011).

Dünya çapında tropik bölgelerde meydana gelen ve küresel olarak balık tüketimiyle ilişkili en yaygın bakteriyel olmayan gıda kaynaklı hastalık olarak ifade edilen Ciguatera balık zehirlenmesi; dinoflagellatların, deniz besin zincirlerinde biyolojik

olarak yoğunlaşan ve barakuda ve diğer tropikal resif balıkları gibi üst yırtıcılarda en yüksek seviyelerine ulaşan ciguatoksinler üretmesiyle oluşmaktadır. Bu hastalık, bozuk balığı tüketen bireylerde gastrointestinal rahatsızlığa, ardından nörolojik ve kardiyovasküler semptomlara ve nadir durumlarda ölüme yol açabilir. Hastalığın kronik semptomları haftalar, aylar veya yıllar boyunca devam edebilir. Karayipte yapılan bir araştırmada, deniz yüzeyi sıcaklıkları ile bu hastalığın görünme oranları arasındaki ilişkiler karakterize edilmiştir (Tester ve ark., 2010).

DYS'deki değişim, balık ve birçok denizel canlının popülasyonlarında beslenme, göç ve üreme davranışlarında değişikliklere neden olmaktadır. Fizyolojik termal sınırlarının ötesindeki sıcaklık değişiklikleri, popülasyon süreçlerini, dağılımını ve fenolojiyi etkileyerek popülasyon düzeyinde sorunlara yol açabilir (Newson ve ark., 2009). Güney Avrupa kökenli somon balığının 1992-2006 yılları arasında Kuzeydoğu Atlantik'te yaygın deniz yüzeyi sıcaklığındaki artışa bağlı olarak stok bolluğunun azaldığı, hatta DYS anomalisi arttıkça büyüme durumunun düştüğü ve her yıl için denizde yaşadıkları kış ortası (Ocak) DYS anomalileri, sonraki yaz aylarında göç dönüşündeki nihai durumlarıyla negatif korelasyon gösterdiği bilinmektedir (Todd ve ark., 2008). Yine, DYS *Caretta caretta* kaplumbağalarının üreme biyolojisini etkilemektedir. DYS *Caretta caretta*'nın yiyecek arama alanlarındaki iklim koşullarının (DYS), kısa vadede (yani aynı yıl içinde) popülasyonun yuvalama fenolojisini etkileyerek; sıcak yıllarda yuvalamanın daha erken başlamasını tetiklemektedir (Mazaris ve ark., 2009).

Dogan ve ark., (2015) Türkiye'de Kuzey Atlantik Salınımı ile deniz seviyesi ve DYS olayları arasında yüksek korelasyon olduğu belirtilmiş, bu durumun da özellikle Akdeniz havzasında su kaynakları ve iklim göstergeleri üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu ifade edilmiştir. DYS; Deniz Koruma Alanlarını (DKA'lar), istilacı türlerin yayılma alanlarının belirlenmesini, iklim değişikliğini, deniz seviyesinin yükselmesini ve kirlilik tahminlerini incelemek için de gereklidir. Bu nedenle, bu çalışmada literatürde ilk kez DE/best/1 mutasyon stratejisine dayalı bir DNM-YSA yöntemi önerilerek Trabzon DYS yüksek doğruluk oranıyla tahminlenmiştir.

BÖLÜM 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Wu ve ark., (2006) tropikal Pasifik boyunca deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS) anormallikleri için çok katmanlı bir algılayıcı sinir ağı yaklaşımı kullanarak doğrusal olmayan bir tahmin sistemi geliştirmişlerdir.

Chowdhury ve Sharma (2011) ikili dinamik kombinasyon yaklaşımı kullanarak küresel deniz yüzeyi sıcaklığı tahmin etmişlerdir. Bulgular tüm mevsimler için statik kombinasyon yaklaşımına göre tutarlı iyileştirmeler sunmuştur.

Zanna (2012) Atlantik Okyanusu deniz yüzeyi sıcaklığı değişkenliğinin doğrusal öngörülebilirliğini ve tahmin becerisini değerlendirmek için ampirik bir istatistiksel model oluşturmuştur.

Mahongo ve Deo (2013) Batı Hint Okyanusu'ndaki aylık ve mevsimsel DYS anormalliklerini tahmin etmek için Dışsal Girişli Doğrusal Olmayan Otoregresif (NARX) sinir ağını uygulayan bir çalışma yürütmüşlerdir. Bulgular ARX ağı en iyi genel performansı sağladığı ancak diğer dört modelin de yeterince iyi tahminler verdiği yönünde rapor edilmiştir.

Khan ve ark., (2014) 1960–2005 dönemi için beş iklim modelinden deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS) tahminlerinin birleştirilmesiyle; geliştirilmiş çok modelli yaklaşım kullanarak küresel deniz yüzeyi sıcaklığı tahminlenmiştir.

Stock ve ark., (2015) deniz yüzeyi sıcaklığı anormallikleri genellikle deniz kaynakları dalgalanmalarının hem öncü göstergeleri hem de önemli etkenleri olması nedeniyle, kıyı ekosistemleri için mevsimsel deniz yüzeyi sıcaklığı anomali tahmini gerçekleştirmiştir.

Huddart ve ark., (2017) Atlantik Okyanusu deniz yüzeyi sıcaklıklarının (DYS) mevsimsel ve on yıllık zaman ölçeklerinde tahmin edilebilirliği, bir dizi istatistiksel doğrusal ters model (LIM) kullanılarak araştırmıştır.

Liu ve Fu (2018) çok değişkenli bir veri asimilasyon sistemiyle yüksek çözünürlüklü deniz yüzeyi sıcaklığı verilerini araştırmıştır.

Smith ve Spillman (2019) biyolojik çeşitlilik açısından zengin, başta balıkçılık ve turizm olmak üzere muazzam ekonomik faydalar sağlayan mercan resiflerinin yönetimi amacıyla yüksek çözünürlüklü DYS tahmini gerçekleştirmiştir.

Kim ve ark., (2020) son dönemlerde küresel ısınmaya Kore'nin kıyı bölgelerinde yüksek su sıcaklıklarının eşlik ettiğini ve bu durumun, su ürünleri yetiştiriciliğindeki hastalık salgınları nedeniyle deniz balıkçılığı endüstrisinde büyük ekonomik kayıplara neden olduğunu belirtmiştir. Araştırmacılar, buna çözüm olarak uzun kısa dönemli bellek modeli kullanarak deniz yüzeyi sıcaklığı ve yüksek su sıcaklığı oluşumu tahmin etmiştir. Elde edilen bulgular ışığında önerilen yöntem su ürünleri yetiştiriciliği endüstrisinin gelecekte zarar görmesini önlemek için uygulanabilir.

Zhang ve ark., (2020) deniz yüzeyi sıcaklığının, dünya yüzeyindeki enerji dengesinin önemli bir parametresi olduğu ve bu sebeple deniz yüzeyi sıcaklığının tahmininin deniz üretimi, deniz koruması ve iklim tahmini için çok önemli olduğunu vurgulamıştır. Araştırmacılar bu amaçla yapmış oldukları çalışmada kapılı tekrarlayan birim (GRU) sinir ağı algoritması temel alarak orta ve uzun vadeli bir deniz yüzeyi sıcaklığının tahmin modeli tasarlamıştır.

Yu ve ark., (2020) hidroklimatik değişimleri gözlemlemek için deniz yüzeyi sıcaklığı tahmininin önemini vurgulamış, bu amaçla derin öğrenmeye dayalı deniz yüzeyi sıcaklığı tahmininde yeni bir yöntem önermiştir.

Wei ve ark., (2020) Çin denizlerindeki deniz yüzeyi sıcaklığının, hızlanan küresel ısınma döneminde ve ara dönemde artan bir tepki göstererek yerel iklim

değişikliklerine neden olduğunu ve kıyıdaki deniz ekolojik sistemlerinin sağlığını etkilediğini vurgulamıştır. Araştırmacılar uzun kısa süreli bellek sinir ağlarına dayalı olarak Çin denizlerindeki deniz yüzeyi sıcaklığını tahmin etmiştir.

Stajkowski ve ark., (2020) su habitatının sağlık durumunun önemli bir göstergesi olarak su sıcaklığını tahmin etmek için genetik algoritma (GA) ile optimize edilmiş uzun kısa süreli hafıza (LSTM) tekniğini kullanmıştır.

Wolff ve ark., (2020) Deniz yüzeyi sıcaklıklarını (DYS) tahmin etmek için regresyon, karar ağacı ve derin öğrenme yaklaşımlarını içeren bir dizi makine öğrenme modeli geliştirdi. Sonuçlar, otomatik özellik mühendisliğini makine öğrenimi yaklaşımlarıyla birleştirerek mevcut en son teknolojiyle karşılaştırılabilir bir doğruluğun elde edilebileceğini göstermiştir. Modeller, verilerdeki mevsimsel kalıpları yakalamış ve atmosferik zorlamanın neden olduğu kısa vadeli değişiklikleri niteliksel olarak yeniden üretmiştir. Dahası, makine öğrenimine dayalı yaklaşımların okyanus değişkenleri için taşınabilir tahmin araçları olarak kullanılabileceğini göstermiştir.

Sun ve ark., (2021) deniz yüzeyi sıcaklığının, yüzey enerjisini dengelemek ve deniz ısını ölçmek için önemli bir gösterge olduğunu, deniz sıcaklık alanının neden olduğu çeşitli etkilerin insan faaliyetlerini büyük ölçüde etkilediğini, bundan dolayı deniz yüzeyi sıcaklığının verimli ve doğru bir şekilde tahmin edilmesinin önemini vurgulamıştır. Araştırmacılar, bu amaçla grafik tabanlı mekânsal korelasyonu ve zamansal dinamikleri ortaklaşa yakalayabilen bir zaman serisi grafik ağı (TSGN) önermiştir.

Jahanbakht ve ark., (2022) okyanus sıcaklığının küresel iklim ve dünya çapındaki ekosistemler üzerindeki önemli etkisi nedeniyle, yığılmış derin sinir ağları topluluğuyla deniz yüzeyi sıcaklığını tahmin etmiştir.

Taylor ve Feng, (2022) küresel ölçekte yıllar arası iklim değişkenliğinin ana kaynağı olarak kabul gören DYS'nin anormalliklerini tahmin etmek için derin bir öğrenme modeli önermiştir.

Mattos Neto ve ark., (2022) Dünya apında iklim, hava durumu ve atmosferik olaylarla yakından iliřkili evresel bir gsterge olan deniz yzey sıcaklıęı tahmin performansını artırmak iin alternatif olarak artık tahmin kullanarak modelleri birleřtiren hibrit sistemlerin kullanılmasını nermektedir.

Usharani (2023) Dnyanın ncelikli sorununun kresel ısınma olduęunu vurgulayarak; bununla birlikte, deniz yzeyi sıcaklıęı kadar su sıcaklıklarının da dnya yzeyindeki enerji dengesini saęladıęını ifade etmektedir. Arařtırmacı, Hindistan evresinde altı farklı lokasyonda gnlk, haftalık ve aylık zaman dilimleri iin geliřtirilmiř uzun ve kısa sreli hafıza sinir aęını kullanarak, lokasyona zg deniz yzeyi sıcaklıęı tahminlerini ele almıřtır.

Chawla ve ark., (2023) Tarımda ařırı gbre ve bcek ilacı kullanımı nedeniyle Salton Denizi'nin su kalitesinin bozulmasının; biyolojik eřitlilik, insan saęlıęı ve yerel ekonomi iin ciddi riskler oluřturduęunu ifade etmiř; sonuların su kalitesinin deęerlendirilmesi ve gelecekteki eęilimlerin tahmin edilmesi iin etkili ve gvenilir metodolojilerin oluřturulmasını ıkarımladıęını belirtmiřtir. Arařtırmacılar, bu amala makine ęrenimi ve byk veri tekniklerini kullanarak Salton Denizinin su kalitesi tahmin etmiřtir.

Zhang ve ark., (2024) deniz yzeyi sıcaklık anormalliklerinin Yangtze Nehri havzası (in) ve gney blgesindeki yaz akıřı zerindeki etkisi ve mekanizma analizini irdeleyerek, deniz yzeyi sıcaklıęı deęiřikliklerinin ngrlmesinin, nemli hidrolojik olayları anlamak iin gerektięini vurgulamıřtır.

Champenois ve Sapsis, (2024) fizik tabanlı bir modelden dinamikleri ęrenmek iin evriřimli bir sinir aęı geliřtirerek gerek zamanlı yzey sıcaklıęı lmlerinden 4D okyanus sıcaklıęını tahmin etmiřtir.

BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM

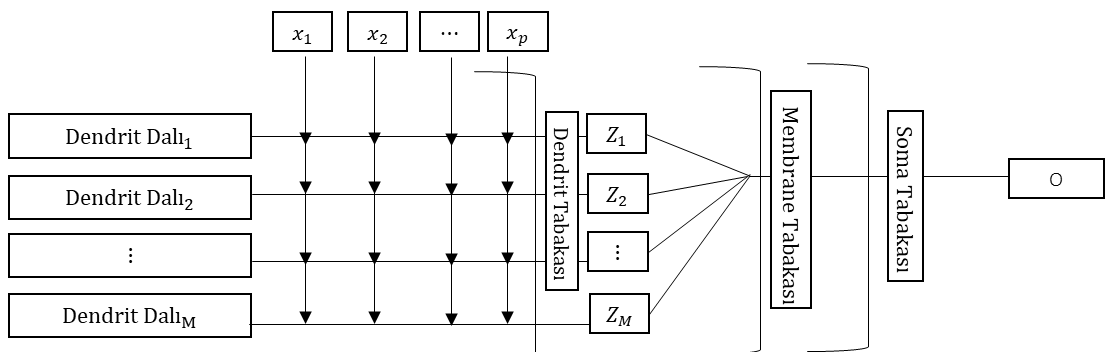
3.1. Verilerin Eldesi

Bu tez çalışmasında kullanılan veriler Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nün arşivinden temin edilmiştir. Ham veriler, 2009 ile 2021 yılları arasında Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığının (DYS) günlük ortalama değerlerini içermektedir. Uygulama aşamasında veriler işlenerek aylık ortalama olarak analize hazır hale getirilmiştir.

3.2. Verilerin Analizi

3.2.1. Dendritik Nöron Model Yapay Sinir Ağları

Dendritik nöron model yapay sinir ağları (DNM-YSA) çok tabakalı ileri beslemeli bir yapay sinir ağı olmakla birlikte, bu yapay sinir ağında ağın çıktısı ağ yapısında bulunan dört farklı tabaka aracılığı ile elde edilir. Bu tabakalar sırası ile; sinaptik tabaka, Dendrit tabaka, membran tabaka ve soma tabakasıdır. Girdi sayısının p ve Dendrit sayısının M olduğu bir durumda DNM-YSA için örnek bir mimari Şekil 3.1 ile verilmiştir.



Şekil 3. 1. DNM-YSA için mimari

Sinaptik Tabaka:

DNM-YSA'nın ilk tabakası olan sinaptik tabaka, ağın girdisinin ilk işlendiği tabakadır. Bu tabakanın çıktısı Eşitlik (1.1) ile hesaplanmaktadır.

$$Y_{ij} = \frac{1}{1+\exp(-k(w_{ij}x_i+\theta_{ij}))} \quad i = 1,2,\dots,p; j = 1,2,\dots,M \quad (1.1)$$

Eşitlik (1)'de; x_i girdileri, w_{ij} ve θ_{ij} bağlantı parametrelerini, k presinaptik ve postsinaptik nöronlar arasındaki bağlantı gücünü ifade eden ayarlanabilir parametreyi (Wang ve ark., 2020). Y_{ij} ise i . sinaptik girdiden j . sinaptik tabakaya giden çıktı değerini ifade etmektedir.

Dentrit Tabaka:

Her bir sinapstan gelen çıktı, Dentrit tabakasında çarpılarak bir araya getirilir. j . Dentrit dalı içi çıktı Eşitlik (2.1) ile verilmiştir.

$$Z_j = \prod_{i=1}^n Y_{ij} \quad ; \quad j = 1,2,\dots,M \quad (2.1)$$

Membran Tabakası:

Her bir Dentrit dalından gelen çıktı bir toplam operatörü ile membran tabakasında bir araya getirilir. Membran tabakasının çıktısı Eşitlik (3.1) ile elde edilmektedir.

$$V = \sum_{j=1}^M Z_j \quad (3.1)$$

Soma Tabakası:

DNM-YSA'nın nihai çıktısının hesaplandığı soma tabakasının çıktısı Eşitlik (4.1) ile hesaplanır.

$$o = \frac{1}{1 + \exp(-k_{soma}(V - \theta_{soma}))} \quad (4.1)$$

Eşitlik (4.1) de, o ağın çıktısını ifade etmektedir.

3.1.2. Dendritik nöron model yapay sinir ağının diferansiyel gelişim algoritması ile eğitim

DNM-YSA ile ilgili literatür çalışmaları incelendiğinde; DNM-YSA'nın eğitiminde; Song ve ark. (2019) çalışmasında sosyal öğrenmeye dayalı parçacık sürüsü optimizasyon algoritması, Wang ve ark. (2020) çalışmasında diferansiyel gelişim algoritması, Tang ve ark. (2021) çalışmasında yapay bağışıklık algoritması, Yılmaz ve Yolcu (2022) çalışmasında değiştirilmiş parçacık sürü optimizasyonu algoritması, Xu ve ark. (2021) çalışmasında balina optimizasyon algoritması, Al-qaness ve ark. (2022) çalışmasında martı optimizasyon algoritması ve Gul ve ark. (2023) çalışmasında sinüs kosinüs optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Bu çalışma da ise literatürde ilk kez DE/best/1 mutasyon stratejisine dayalı bir DNM-YSA yöntemi önerilmiştir. Önerilen yönteme ait bir algoritma aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Algoritma parametrelerinin belirlenmesi

p : Modelin girdi sayısı

M : Dendrit sayısı

ks : Bir popülasyonda bulunan kromozom sayısı

cor : Çaprazlama oranı

Adım 2. Başlangıç popülasyonun oluşturulması

x_{ij}^{itr} ; itr. iterasyonda j. kromozomun i. geni olmak üzere, bir kromozom da toplam $(2 \times m \times md) + 3$ gen bulunmaktadır. DNM-YSA'da bir kromozomun yapısı Tablo 3.1 ile verilmiştir.

Tablo 3.1. Bir kromozomun yapısı

Genler	Ağırlık ve yan değerleri
1	w_1
$\vdots$	$\vdots$
$(p \times M)$	$w_{P \times M}$
$(p \times M) + 1$	θ_1
$\vdots$	$\vdots$
$2 \times (p \times M)$	$\theta_{P \times M}$
$(2 \times (p \times M)) + 1$	k
$(2 \times (p \times M)) + 2$	k_{soma}
$(2 \times (p \times M)) + 3$	θ_{soma}

Adım 3. Her bir kromozomun uygunluk değerinin hesaplanması

Bu adımda öncelikle sinaptik tabakanın çıktısı Eşitlik (5.1) ile hesaplanır.

$$Y_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-k(w_{ij}x_{t-i} + \theta_{ij}))} \quad i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, M \quad (5.1)$$

Eşitlik (5)'de, x_{t-i} i . girdiye karşılık gelen gecikmeyi ifade etmektedir. Daha sonra ise Eşitlik (2.1) ve (3.1) de verilen eşitlikler kullanılarak sırası ile Dendrit ve membran tabakaları uygulanır. Eşitlik (6.1) ile de ağın nihai çıktısı elde edilir.

$$\hat{X}_t = \frac{1}{1 + \exp(-k_{soma}(\sum_{j=1}^M Z_j - \theta_{soma}))} \quad (6.1)$$

Son olarak her bir kromozom için, uygunluk fonksiyonu olarak belirlenen ve Eşitlik (7.1)' de verilen Hata Kareler Ortalaması Karekök (*HKOK*) değeri hesaplanır.

$$HKOK = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2}{n}} \quad (7.1)$$

Burada n , X_t ve $\hat{X}_t$ sırasıyla; öğrenme örneği sayısı, gözlenen değer ve öngörü değerini göstermektedir.

Adım 4. Mutasyon operatörünün uygulanması

Bu tez çalışmasında *de/best/1* mutasyon operatörü uygulanmış olup öncelikle popülasyonda bulunan en düşük uygunluk değerine sahip olan kromozom belirlenmiştir. Daha sonra bu kromozomdan farklı olarak iki rastgele kromozom seçilmiştir. Seçilen bu iki rastgele kromozomun farklı alınmış ve bir fark vektörü oluşturulmuştur. Oluşturulan bu fark vektörü *F* parametresi ile *F* adı verilen bir ölçekleme parametresi ile çarpılarak ağırlıklandırılmış fark vektörü elde edilmiştir. Ağırlıklandırılmış bu fark vektörü popülasyonda bulunan en düşük uygunluk değerine sahip olan kromozom ile toplanarak mutasyon operatörü tamamlanmış olur ve çaprazlama operatöründe kullanılacak bir kromozom elde edilir. Mutasyon operatörü ile elde edilen bu kromozoma toplam vektör adı verilir. Mutasyon işlemi popülasyonda bulunan her bir kromozoma uygulanır ve mutasyon operatörünün uygulandığı kromozoma ilgili kromozom adı verilir.

Adım 5. Çaprazlama operatörünün uygulanması

Çaprazlama operatörü uygulanmadan önce, öncelikle bir kromozomda bulunan gen sayısı kadar, düzgün dağılım yardımı ile sıfır ile bir arasında rastgele sayı üretilir. Eğer üretilen rastgele sayı, *cor'* dan küçük ise gen toplam vektörden değilse ilgili kromozomdan alınır ve aday bir kromozom elde edilir. Aday kromozomun uygunluk değeri hesaplanır. Eğer aday kromozomun uygunluk değeri, ilgili kromozomun uygunluk değerinden daha iyi ise, aday kromozom ilgili kromozomun yerine popülasyona dâhil edilir; değilse, ilgili kromozom popülasyondaki varlığını sürdürmeye devam eder.

Adım 6. Durdurma koşulunun kontrol edilmesi

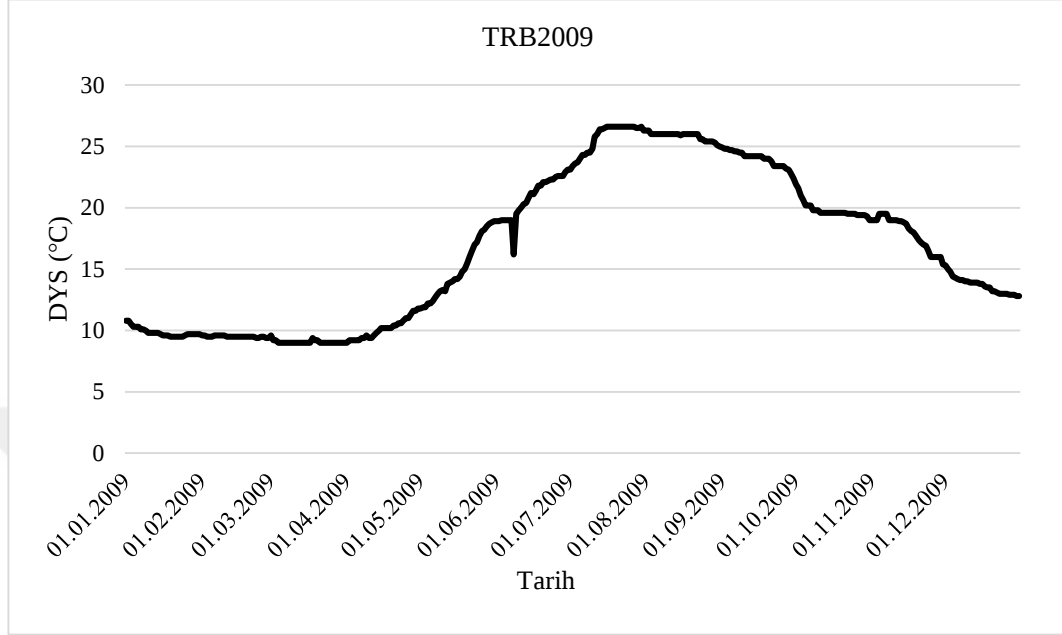
Eğer maksimum iterasyon sayısına ulaşıldıysa algoritma sonlandırılır. Aksi halde ise “Adım 3” gidilir.

BÖLÜM 4. ARAŞTIRMA BULGULARI

4.1. Uygulama

Bu tez çalışmasının analiz aşamasında, 2009-2021 yılları arasında günlük olarak elde edilen Trabzon deniz suyu sıcaklığına ait zaman serisi, yıl yıl De/best/1 mutasyon stratejisine dayalı DNM-YSA yöntemi ile analiz edilmiştir. Analiz aşamasında her bir zaman serisinin son otuz gözlemi test kümesi olarak ayrılmıştır. Ayrıca her bir zaman serisi yöntemi, önerilen DNM-YSA ‘dan farklı olarak Shin ve Gosh, (1991) tarafından önerilen Pi-Sigma yapay sinir ağları (PS-YSA), Rumelhart ve ark., (1986) tarafından önerilen çok katmanlı algılayıcı (ÇKA-YSA) ve Yadav ve ark., (2007) tarafından önerilen çarpımsal nöron model yapay sinir ağı (ÇNM-YSA) ile analiz edilmiştir. Her bir zaman serisinin analizinde ilgili yöntemlerin karşılaştırmasında, Eşitlik (1) de verilen hata kareler ortalaması karekök değeri ve Eşitlik (2) ile ortalama mutlak yüzdelik hata kriteri kullanılmıştır. Bu hata kriterlerine ait değerler her bir zaman serisinin test kümesi üzerinden hesaplanmıştır. Ayrıca, her bir analiz yöntemi birer yapay sinir ağı modeli olduğundan ve yapay sinir ağı yöntemlerinin rasgele başlangıç noktalarından etkilendiği göz önüne alındığında, her bir yapay sinir yöntemi otuzar kez farklı rasgele başlangıçlar ile tekrar çalıştırılmıştır. Böylelikle, her bir analiz yöntemi için otuz farklı HKOK ve OMYH değeri elde edilmiştir. Yöntemlerin daha adil bir karşılaştırılması için ise bu otuz farklı sonuç için ortalama, medyan, standart sapma, çeyrekler arası fark, minimum ve maksimum istatistikleri hesaplanmış ve yöntemlerin karşılaştırılması bu istatistikler üzerinden yapılmıştır.

2009 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2009)'nin grafiği Şekil 4.1. ile verilmiştir.



Şekil 4.1. 2009 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

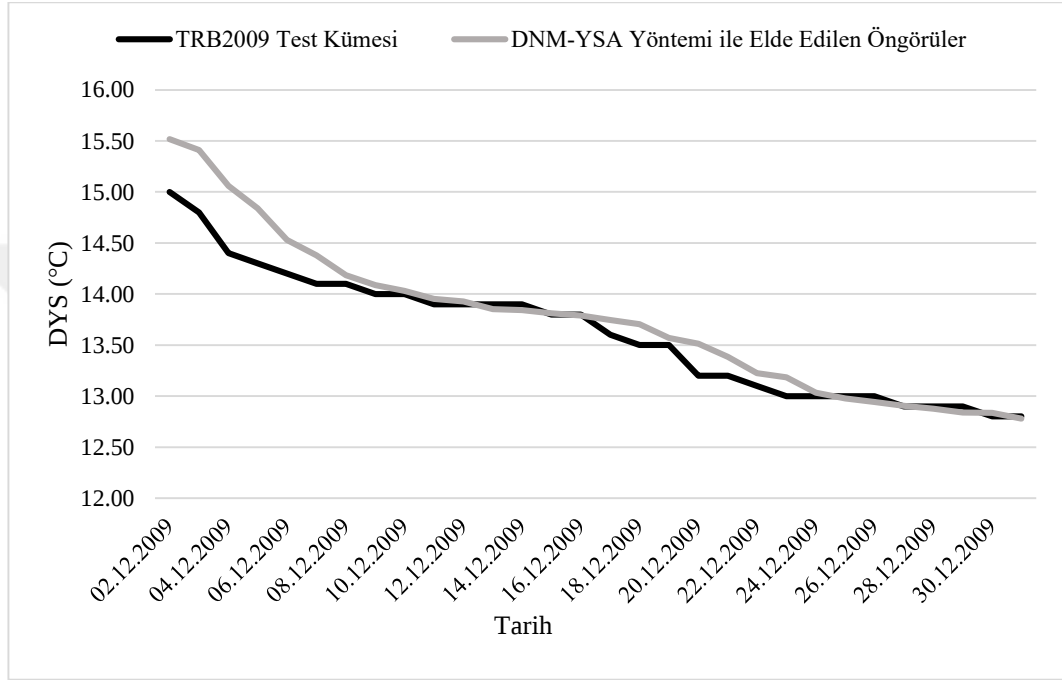
TRB2009 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.1. ile verilmiştir.

Tablo 4.1. TRB2009 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,7403	0,7577	0,2869	0,3932	0,2475	1,5735
	PS-YSA	1,0710	1,0908	0,1472	0,2074	0,6541	1,3358
	ÇNM-YSA	1,0460	1,0961	0,0611	0,1187	0,9772	1,1305
	ÇKA-YSA	0,9037	0,9769	0,3622	0,5748	0,2170	1,4898
OMYH	DNM-YSA	0,0507	0,0544	0,0218	0,0286	0,0115	0,1128
	PS-YSA	0,0779	0,0797	0,0114	0,0154	0,0444	0,0970
	ÇNM-YSA	0,0764	0,0803	0,0047	0,0092	0,0711	0,0828
	ÇKA-YSA	0,0649	0,0704	0,0275	0,0476	0,0147	0,1089

Tablo 4.1. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama ve medyan istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2009 zaman serisinin analizi için DNM-

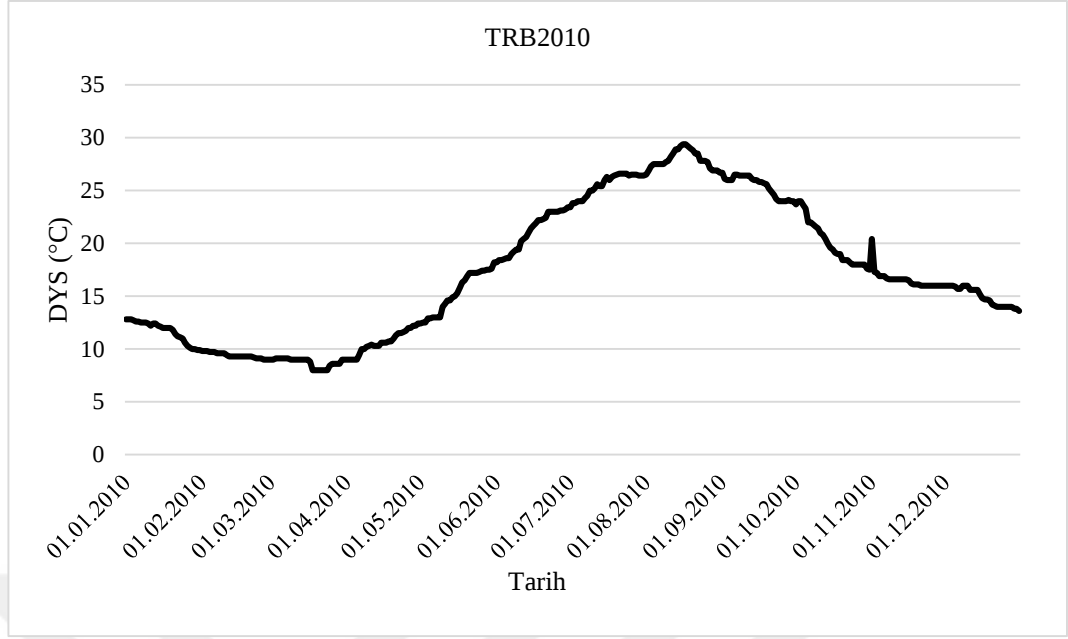
YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve Dentrit sayısı 5; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve gizli tabaka birim sayısı 2; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve gizli tabaka birim sayısı 2 olarak elde edilmiştir. TRB2009 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.2. ile verilmiştir.



Şekil 4.2. TRB2009 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.2. ile verilen grafik incelendiğinde, DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2009 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2010 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2010)'un grafiği Şekil 4.3. ile verilmiştir.



Şekil 4.3. 2010 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

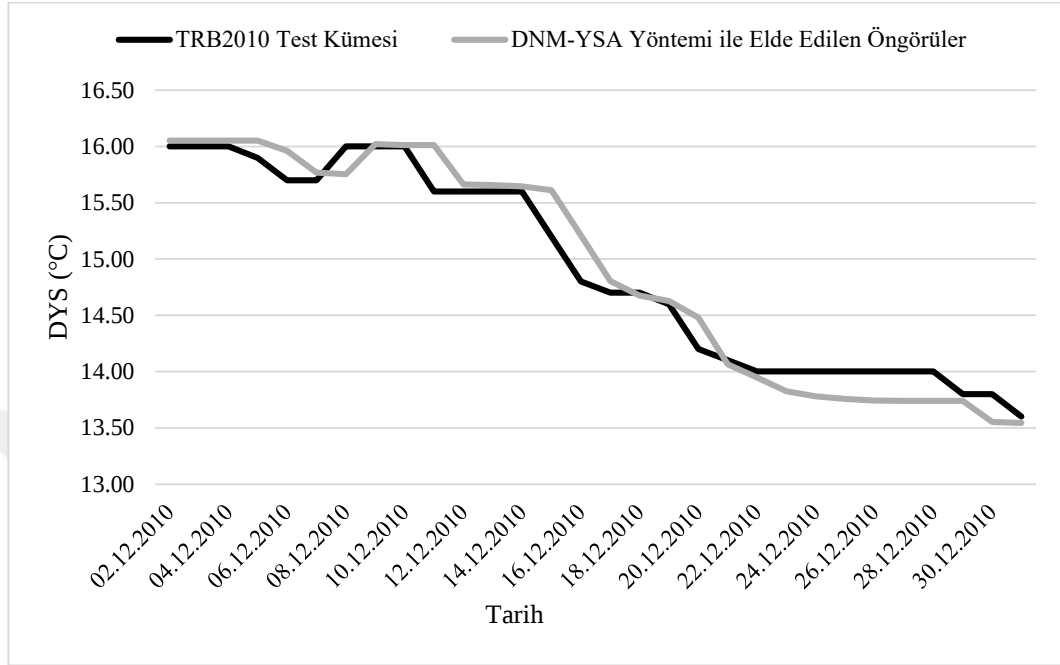
TRB2010 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.2. ile verilmiştir.

Tablo 4.2. TRB2010 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,5072	0,5229	0,1875	0,2973	0,1988	0,9382
	PS-YSA	1,5985	2,0406	0,8899	1,6941	0,3991	3,0212
	ÇNM-YSA	0,5122	0,5521	0,0547	0,1223	0,4286	0,5667
	ÇKA-YSA	0,6016	0,6338	0,2356	0,3384	0,2088	1,0352
OMYH	DNM-YSA	0,0307	0,0319	0,0131	0,0217	0,0105	0,0596
	PS-YSA	0,1052	0,1347	0,0608	0,1143	0,0228	0,2029
	ÇNM-YSA	0,0316	0,0354	0,0050	0,0112	0,0240	0,0365
	ÇKA-YSA	0,0379	0,0398	0,0165	0,0246	0,0111	0,0691

Tablo 4.2. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan ve minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2010 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve Dentrıt sayısı 4; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve gizli tabaka birim sayısı 5; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4 ve gizli tabaka

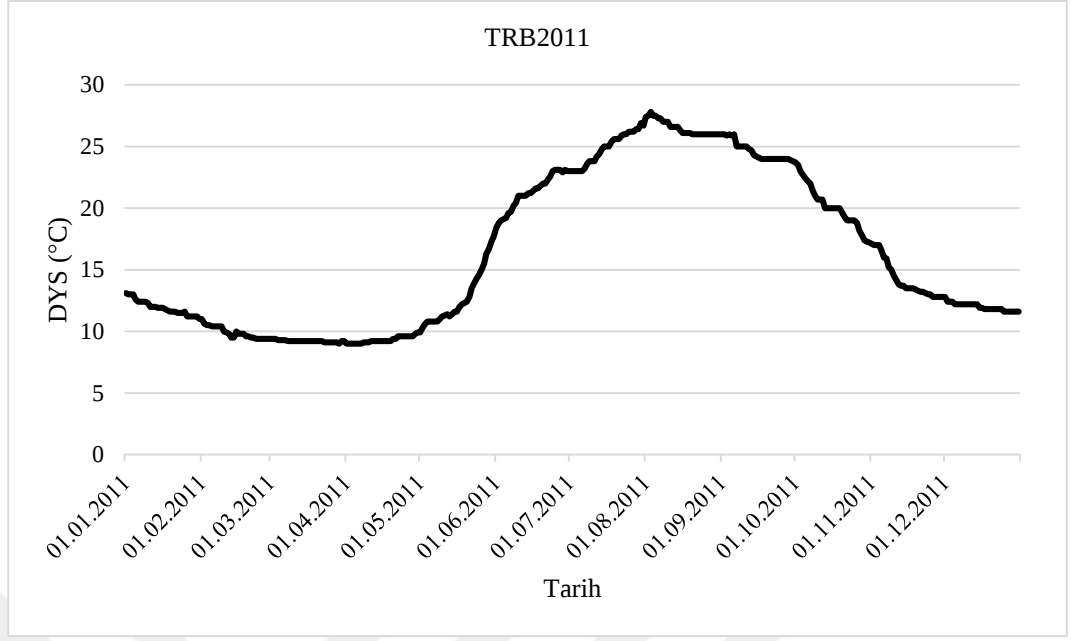
birim sayısı 2 olarak elde edilmiştir. TRB2010 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.4. ile verilmiştir.



Şekil 4.4. TRB2010 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.4. ile verilen grafik incelendiğinde, DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2010 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2011 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2011)'in grafiği Şekil 4.5. ile verilmiştir.



Şekil 4.5. 2011 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

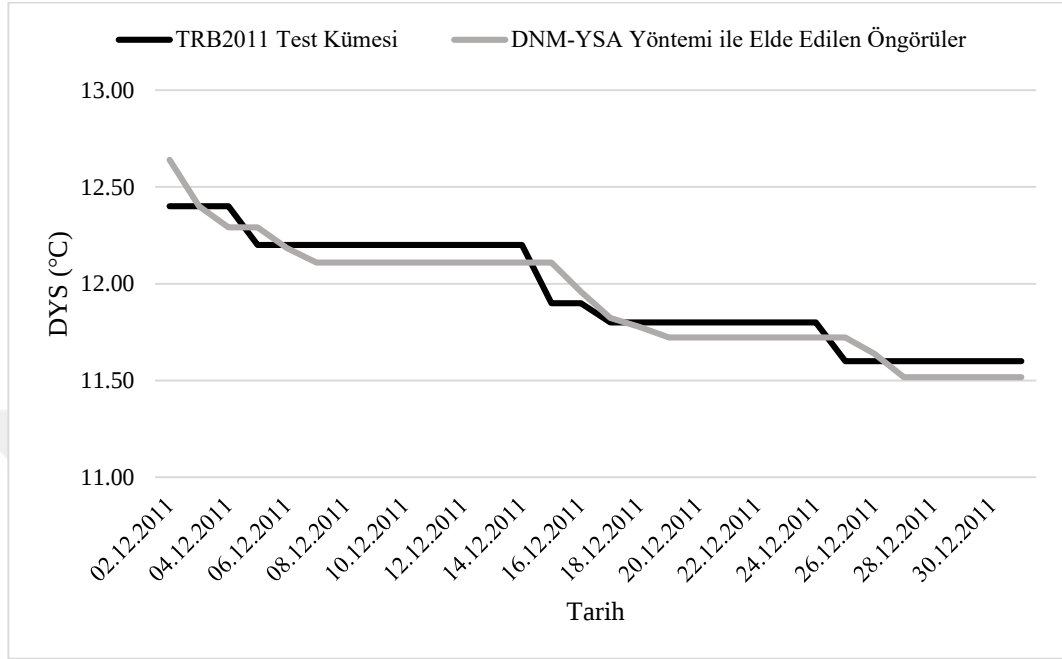
TRB2011 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.3. ile verilmiştir.

Tablo 4.3. TRB2011 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,4244	0,5201	0,1712	0,3123	0,0962	0,6224
	PS-YSA	0,4998	0,4881	0,0568	0,0557	0,3910	0,6420
	ÇNM-YSA	0,5185	0,4822	0,1060	0,0702	0,4199	0,7529
	ÇKA-YSA	0,3934	0,3964	0,1501	0,1919	0,1246	0,7298
OMYH	DNM-YSA	0,0344	0,0424	0,0143	0,0260	0,0070	0,0510
	PS-YSA	0,0404	0,0395	0,0048	0,0047	0,0307	0,0529
	ÇNM-YSA	0,0409	0,0392	0,0068	0,0062	0,0334	0,0563
	ÇKA-YSA	0,0317	0,0320	0,0128	0,0163	0,0079	0,0601

Tablo 4.3. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama ve medyan istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2011 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve Dentrıt sayısı 1; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4 ve gizli tabaka birim sayısı 2; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve gizli tabaka birim sayısı 4

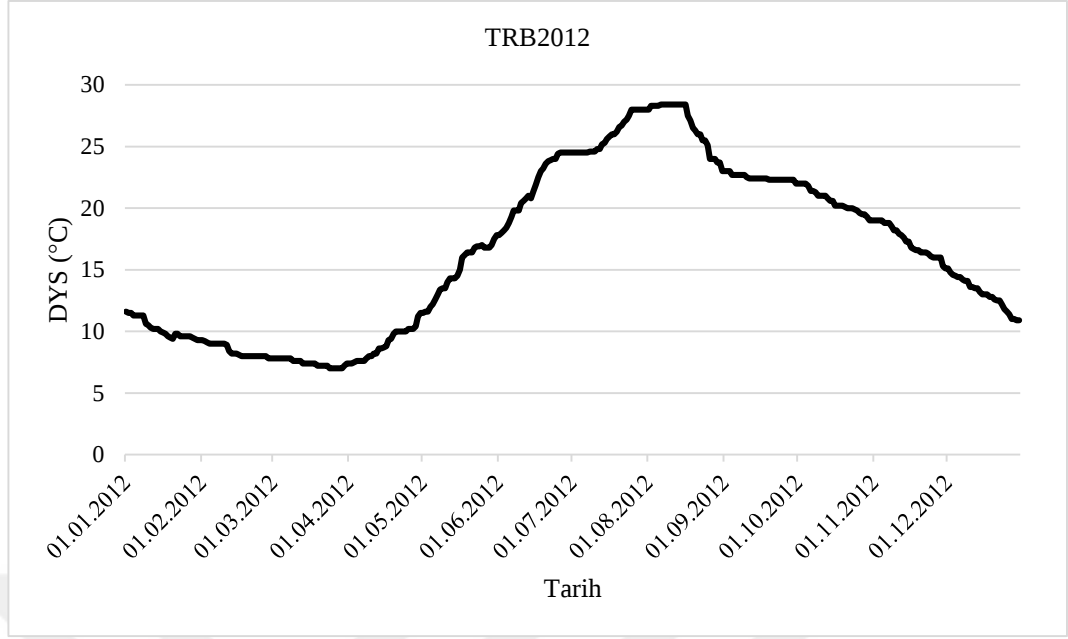
olarak elde edilmiştir. TRB2011 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.6. ile verilmiştir.



Şekil 4.6. TRB2011 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.6. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2011 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2012 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2012)'un grafiği Şekil 4.7. ile verilmiştir.



Şekil 4.7. 2012 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

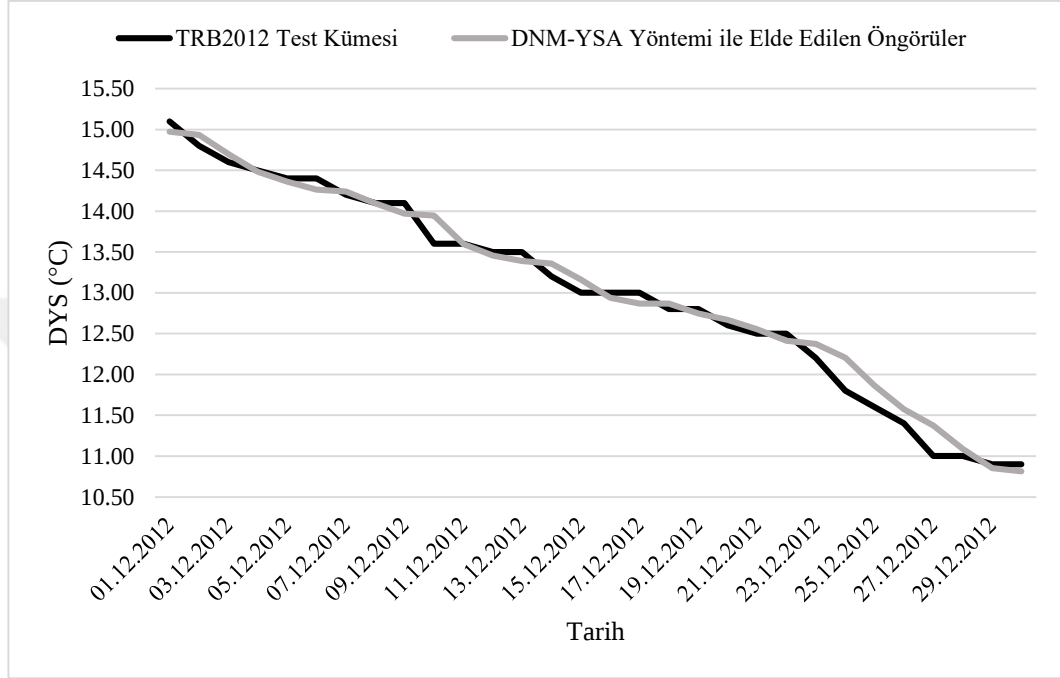
TRB2012 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.4. ile verilmiştir.

Tablo 4.4. TRB2012 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,5596	0,6268	0,2211	0,3114	0,1597	0,9170
	PS-YSA	0,8004	0,7980	0,1644	0,2518	0,5151	1,1134
	ÇNM-YSA	1,2068	0,7493	1,1135	0,3406	0,3670	3,4328
	ÇKA-YSA	0,6840	0,6894	0,2767	0,3272	0,1839	1,1487
OMYH	DNM-YSA						
	PS-YSA	0,0406	0,0461	0,0174	0,0235	0,0098	0,0690
	ÇNM-YSA	0,0592	0,0597	0,0133	0,0193	0,0342	0,0838
	ÇKA-YSA	0,0901	0,0556	0,0861	0,0292	0,0236	0,2628
		0,0495	0,0514	0,0211	0,0251	0,0110	0,0843

Tablo 4.4. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2012 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve Dentrit sayısı 5; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve gizli tabaka birim sayısı 2; ÇNM-

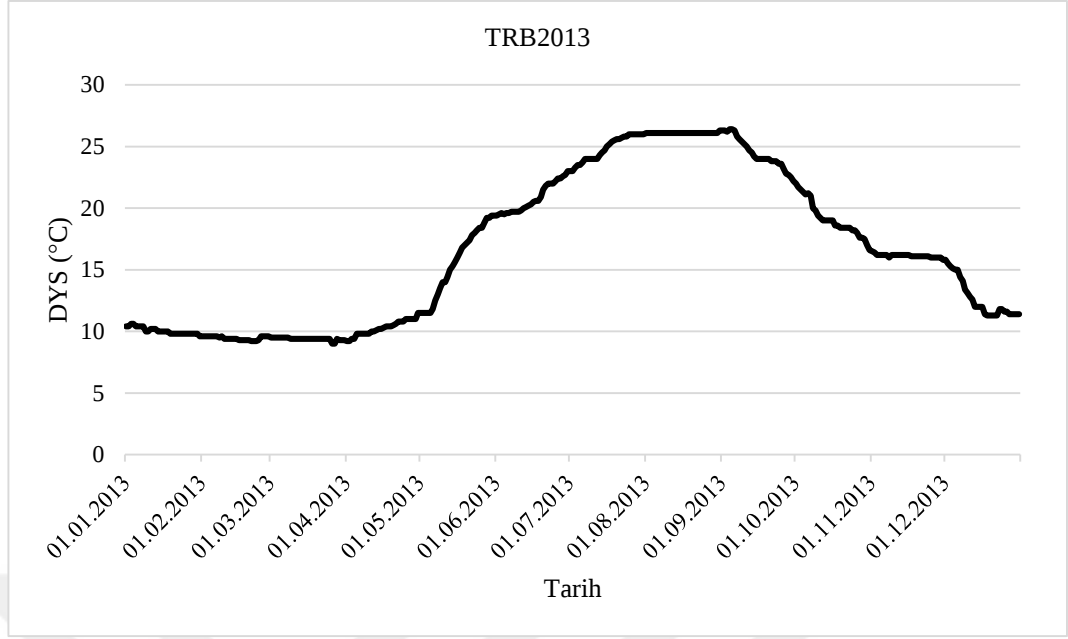
YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4 ve gizli tabaka birim sayısı 2 olarak elde edilmiştir. TRB2012 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.8. ile verilmiştir.



Şekil 4.8. TRB2012 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.8. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2012 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2013 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2013)'ün grafiği Şekil 4.9. ile verilmiştir.



Şekil 4.9. 2013 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

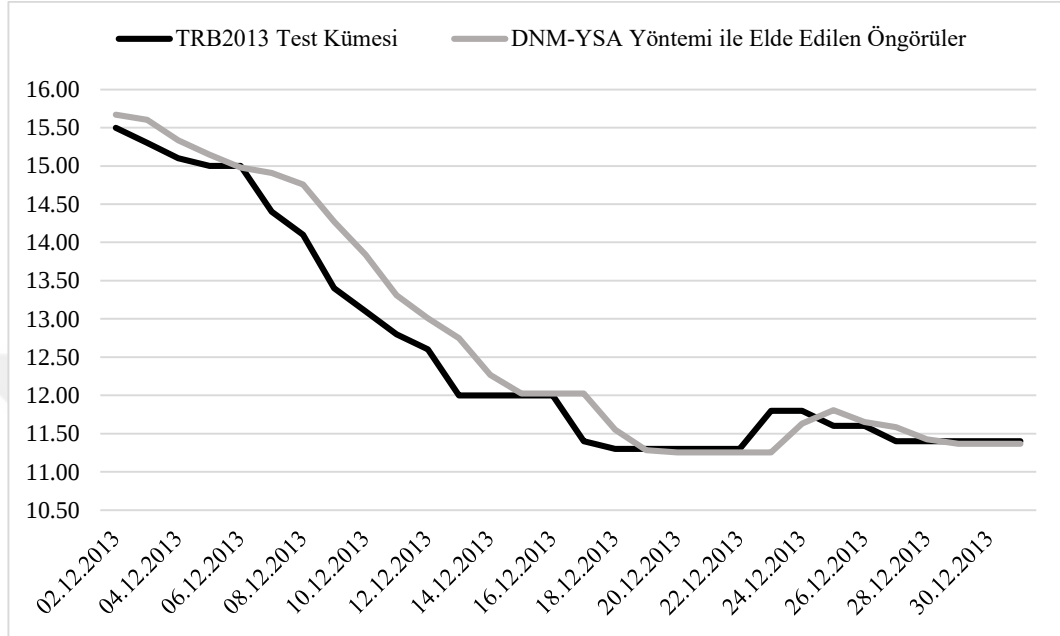
TRB2013 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.5. ile verilmiştir.

Tablo 4.5. TRB2013 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,6336	0,6377	0,1300	0,1958	0,3710	0,9763
	PS-YSA	2,2320	2,3703	0,7255	0,6316	0,4295	3,9591
	ÇNM-YSA	0,7799	0,4637	0,7367	0,1551	0,3921	2,6645
	ÇKA-YSA	0,5510	0,5483	0,1583	0,2704	0,2781	0,8509
OMYH	DNM-YSA	0,0401	0,0385	0,0089	0,0119	0,0207	0,0633
	PS-YSA	0,1507	0,1615	0,0521	0,0559	0,0296	0,2556
	ÇNM-YSA	0,0550	0,0320	0,0525	0,0178	0,0256	0,1892
	ÇKA-YSA	0,0398	0,0391	0,0127	0,0181	0,0189	0,0635

Tablo 4.5. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, standart sapma, çeyrekler arası fark ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2013 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve Dentrit sayısı 2; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4 ve gizli tabaka birim sayısı 5; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı

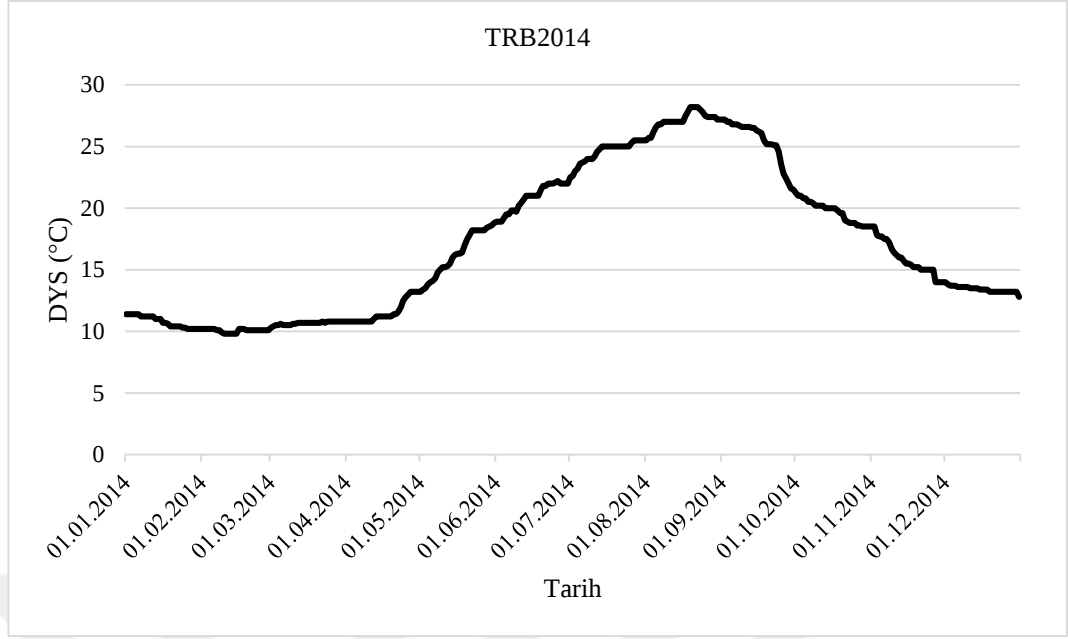
2 ve gizli tabaka birim sayısı 2 olarak elde edilmiştir. TRB2013 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.10. ile verilmiştir.



Şekil 4.10. TRB2013 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.10. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2013 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2014 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2014)'ün grafiği Şekil 4.11. ile verilmiştir.



Şekil 4.11. 2014 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

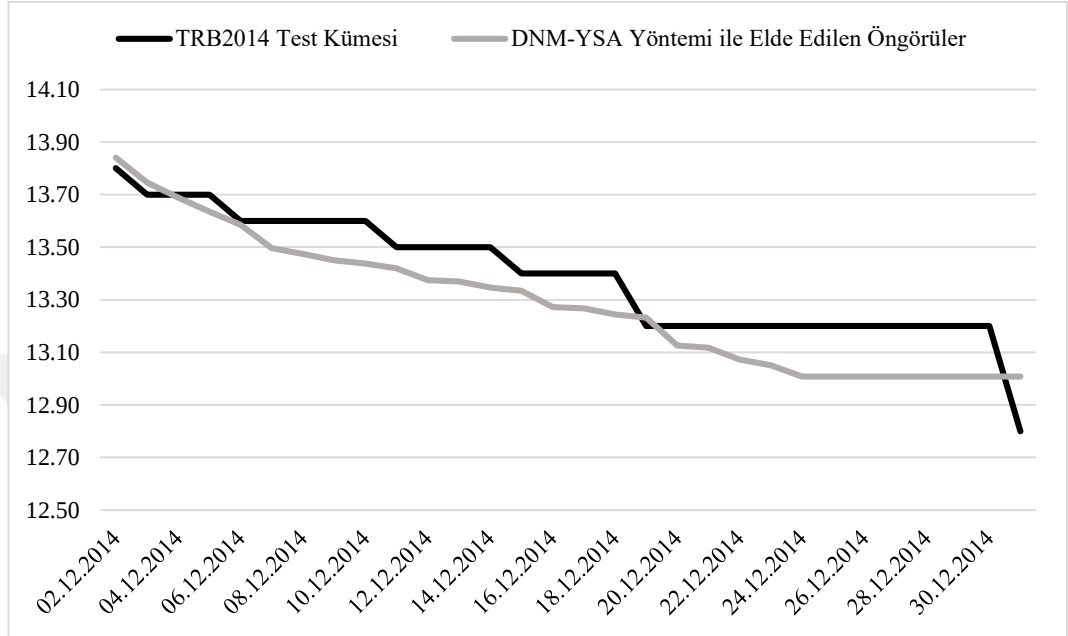
TRB2014 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.6. ile verilmiştir.

Tablo 4.6. TRB2014 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,3667	0,3371	0,1894	0,3429	0,1369	0,7301
	PS-YSA	0,6360	0,6446	0,2079	0,2103	0,2940	1,1668
	ÇNM-YSA	0,6786	0,6894	0,0368	0,0351	0,6543	0,8498
	ÇKA-YSA	0,5971	0,5984	0,2102	0,3170	0,2385	1,0075
OMYH	DNM-YSA	0,0262	0,0240	0,0146	0,0259	0,0079	0,0541
	PS-YSA	0,0452	0,0476	0,0170	0,0201	0,0178	0,0836
	ÇNM-YSA	0,0501	0,0509	0,0028	0,0027	0,0483	0,0630
	ÇKA-YSA	0,0440	0,0442	0,0158	0,0239	0,0172	0,0747

Tablo 4.6. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2014 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve Dentrit sayısı 3; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve gizli tabaka birim sayısı 3; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı

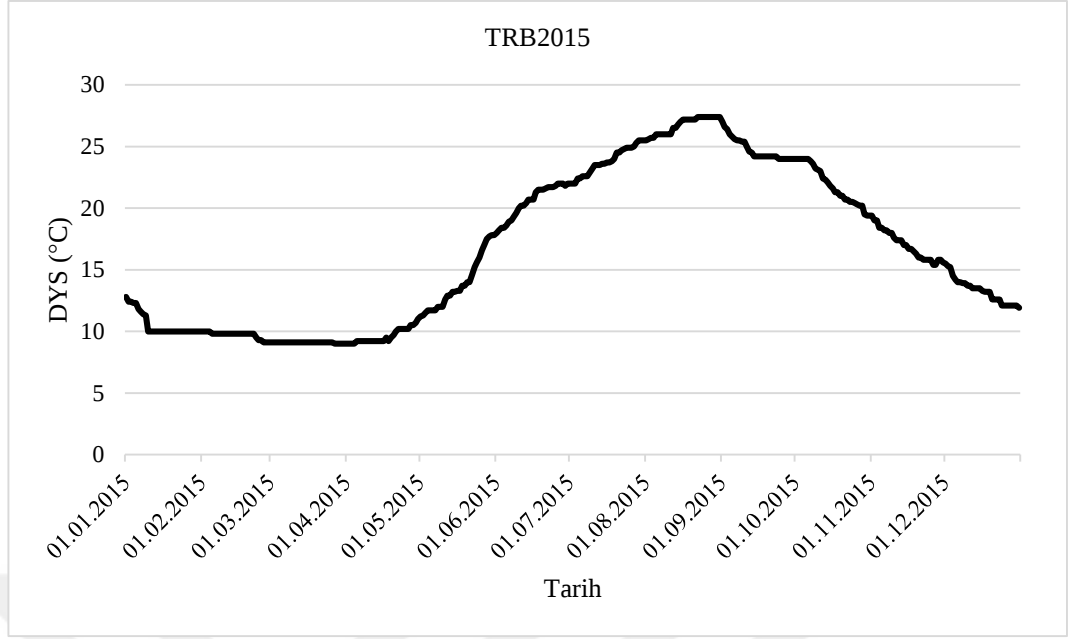
4 ve gizli tabaka birim sayısı 5 olarak elde edilmiştir. TRB2014 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.12. ile verilmiştir.



Şekil 4.12. TRB2014 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.12. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2014 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2015 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2015)'ün grafiği Şekil 4.13. ile verilmiştir.



Şekil 4.13. 2015 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

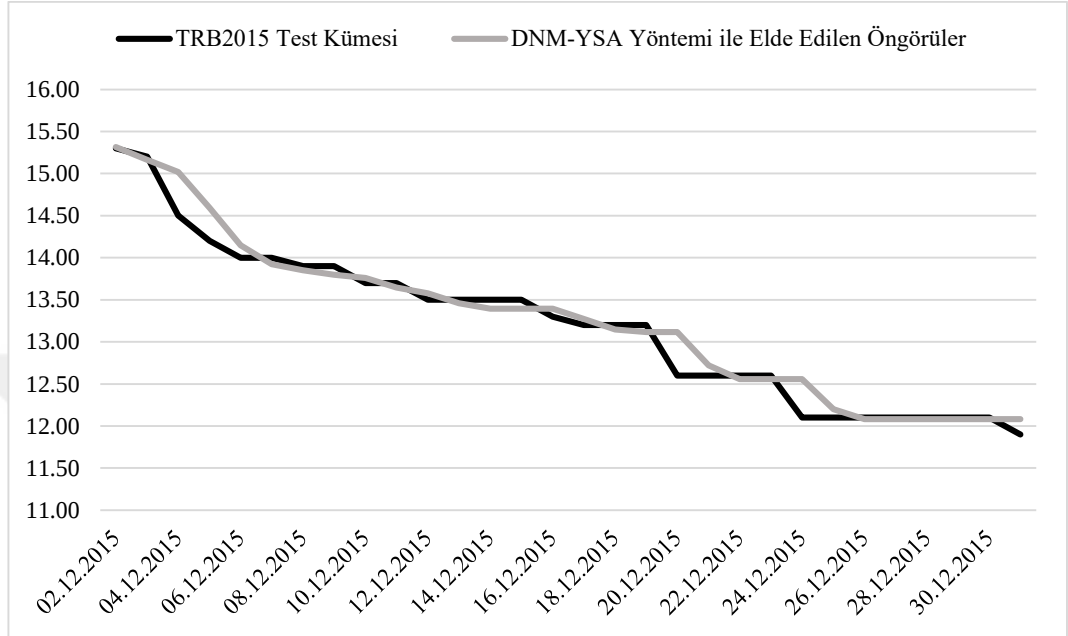
TRB2015 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.7. ile verilmiştir.

Tablo 4.7. TRB2015 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,5031	0,5164	0,1671	0,1912	0,1889	0,8549
	PS-YSA	1,7615	2,2122	0,7407	1,4218	0,4873	2,5401
	ÇNM-YSA	0,7900	0,7246	0,2505	0,1126	0,6111	2,0408
	ÇKA-YSA	0,6610	0,6603	0,2381	0,3801	0,1965	1,1003
OMYH	DNM-YSA	0,0329	0,0337	0,0131	0,0137	0,0092	0,0624
	PS-YSA	0,1170	0,1428	0,0473	0,0847	0,0328	0,1744
	ÇNM-YSA	0,0569	0,0518	0,0170	0,0097	0,0433	0,1391
	ÇKA-YSA	0,0475	0,0475	0,0184	0,0289	0,0109	0,0810

Tablo 4.7. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, standart sapma, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2015 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve Dentrıt sayısı 5; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve gizli tabaka birim sayısı 4; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3; ÇKA-YSA yöntemi için

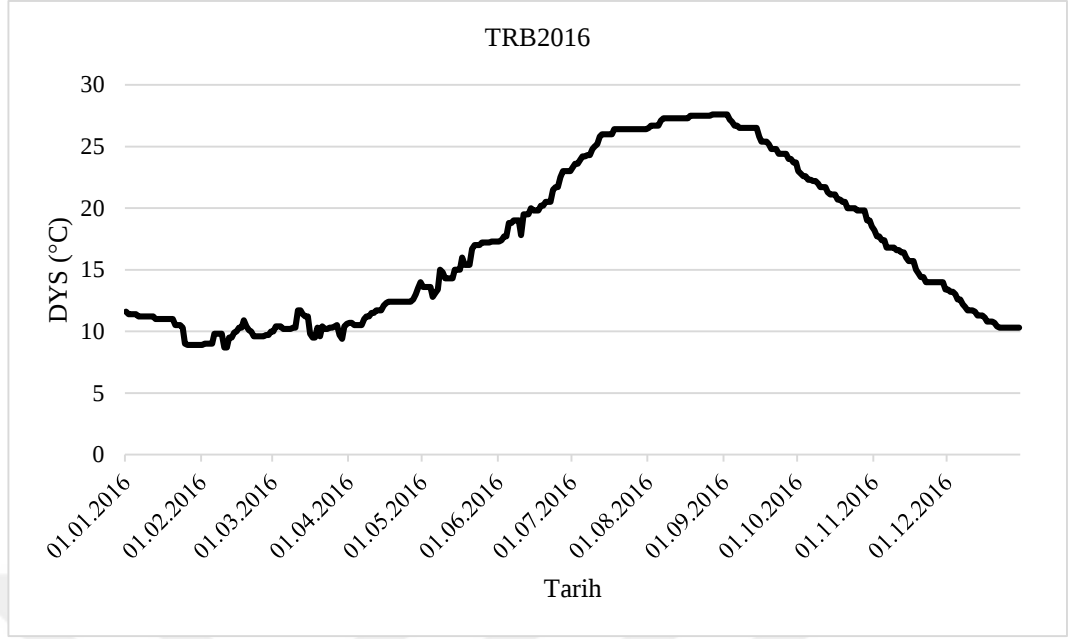
optimal girdi sayısı 2 ve gizli tabaka birim sayısı 4 olarak elde edilmiştir. TRB2015 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.14. ile verilmiştir.



Şekil 4.14. TRB2015 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.14. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2015 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2016 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2016)'ün grafiği Şekil 4.15. ile verilmiştir.



Şekil 4.15. 2016 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

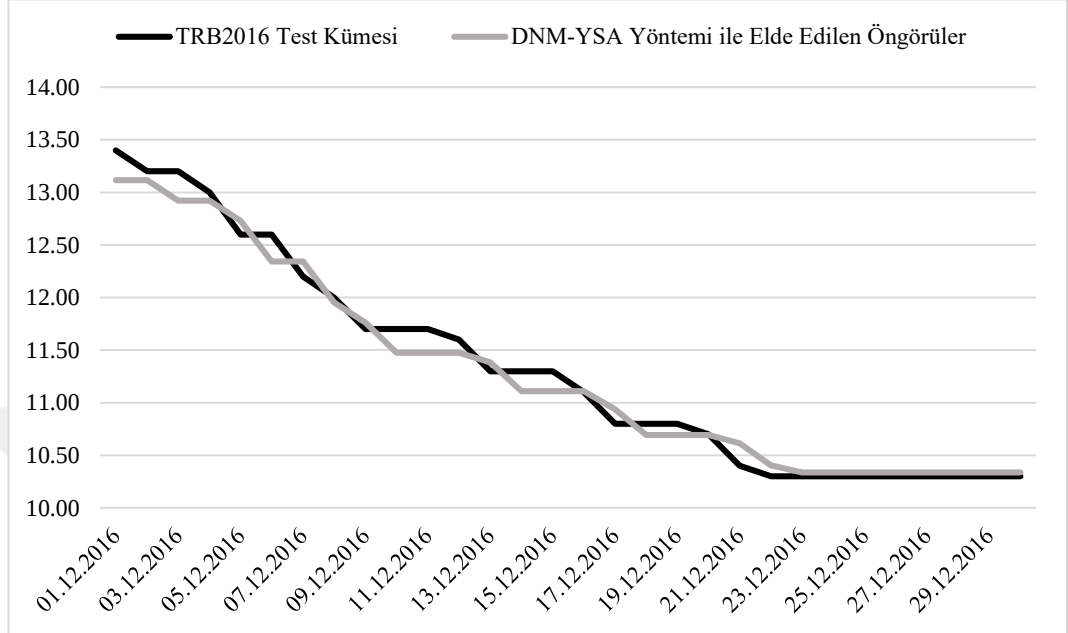
TRB2016 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.8. ile verilmiştir.

Tablo 4.8. TRB2016 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,3570	0,4052	0,0972	0,1458	0,1397	0,4780
	PS-YSA	0,6696	0,4656	0,3652	0,6955	0,2917	1,4314
	ÇNM-YSA	0,3372	0,3249	0,0138	0,0273	0,3244	0,3518
	ÇKA-YSA	0,3857	0,3753	0,1194	0,1559	0,1597	0,6501
OMYH	DNM-YSA	0,0274	0,0313	0,0078	0,0109	0,0097	0,0371
	PS-YSA	0,0482	0,0380	0,0238	0,0447	0,0219	0,0927
	ÇNM-YSA	0,0262	0,0254	0,0009	0,0018	0,0254	0,0272
	ÇKA-YSA	0,0306	0,0299	0,0100	0,0127	0,0120	0,0525

Tablo 4.8. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2016 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 1 ve Dentrit sayısı 3; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve gizli tabaka birim sayısı 3; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve gizli tabaka birim sayısı 3

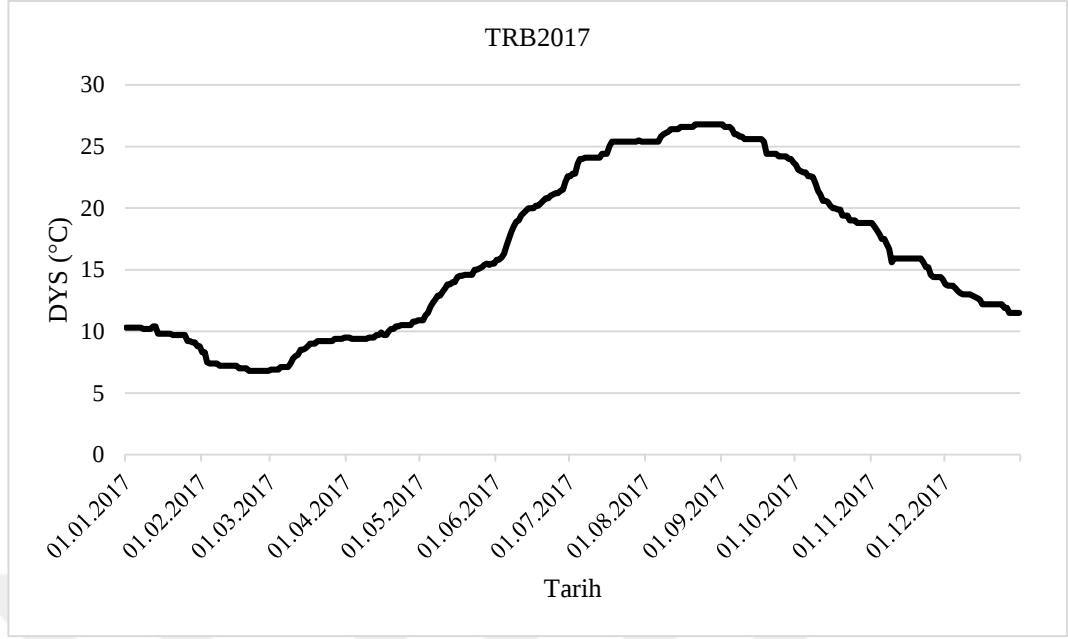
olarak elde edilmiştir. TRB2016 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.16. ile verilmiştir.



Şekil 4.16. TRB2016 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.16. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2016 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2017 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2017)'ün grafiği Şekil 4.17. ile verilmiştir.



Şekil 4.17. 2017 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

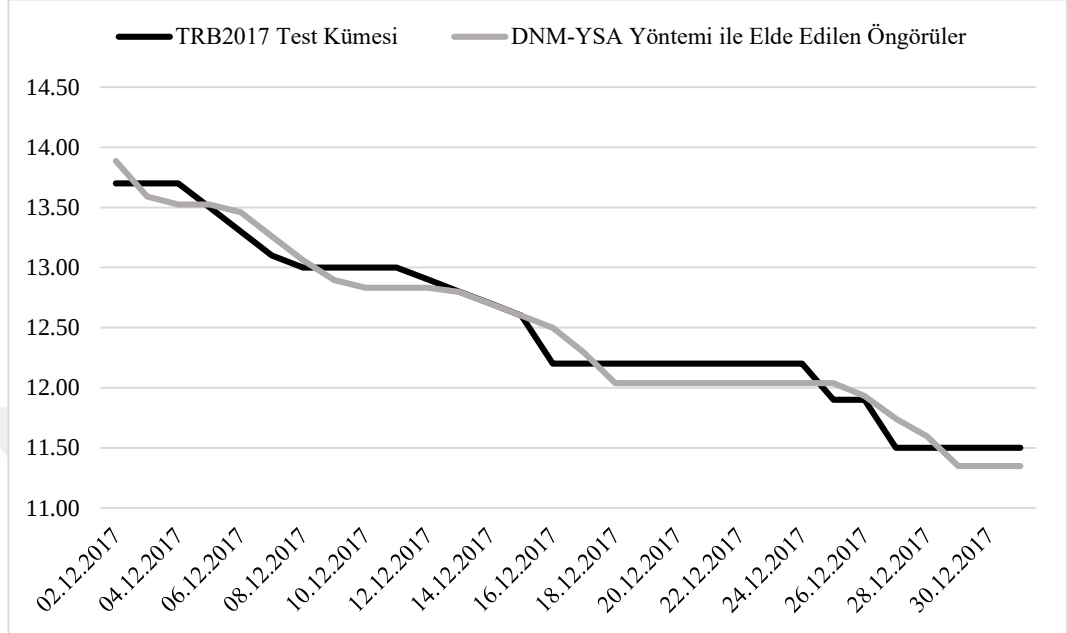
TRB2017 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.9. ile verilmiştir.

Tablo 4.9. TRB2017 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,4365	0,3676	0,2117	0,3763	0,1465	0,7986
	PS-YSA	0,7059	0,7016	0,0442	0,0550	0,6003	0,8475
	ÇNM-YSA	0,6944	0,6944	0,0001	0,0000	0,6944	0,6948
	ÇKA-YSA	0,6499	0,6439	0,2085	0,2868	0,1224	1,0460
OMYH	DNM-YSA	0,0329	0,0267	0,0177	0,0313	0,0084	0,0632
	PS-YSA	0,0558	0,0555	0,0036	0,0044	0,0472	0,0673
	ÇNM-YSA	0,0549	0,0549	0,0000	0,0000	0,0549	0,0549
	ÇKA-YSA	0,0507	0,0502	0,0171	0,0241	0,0075	0,0811

Tablo 4.9. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama ve medyan istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2017 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve Dentrıt sayısı 4; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve gizli tabaka birim sayısı 1; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 1; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve gizli tabaka birim sayısı

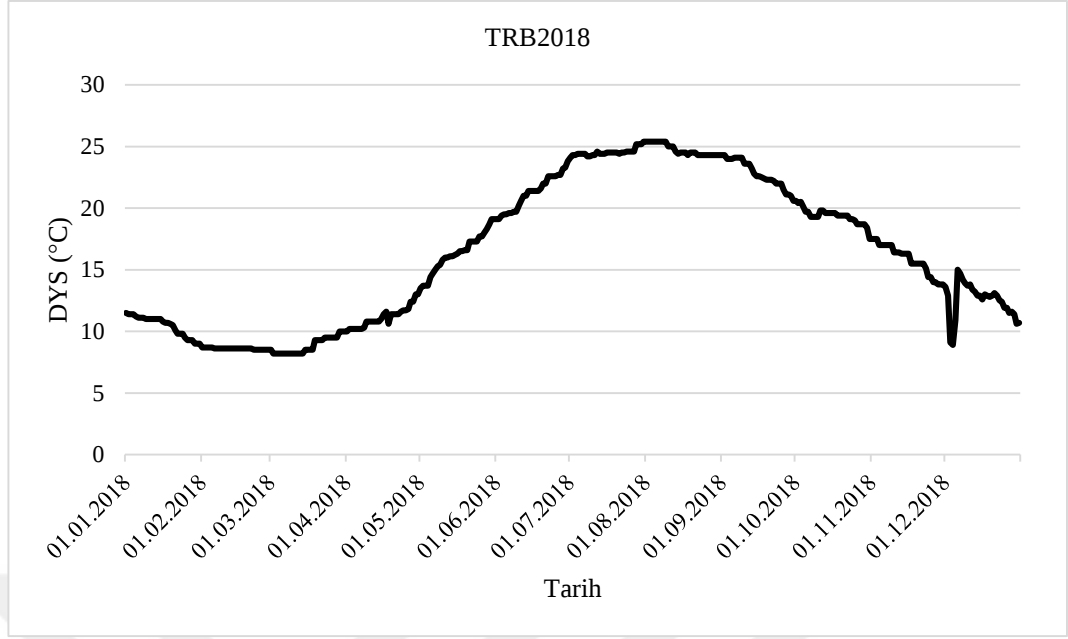
3 olarak elde edilmiştir. TRB2017 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.18. ile verilmiştir.



Şekil 4.18. TRB2017 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.18. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2017 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2018 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2018)'ün grafiği Şekil 4.19. ile verilmiştir.



Şekil 4.19. 2018 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

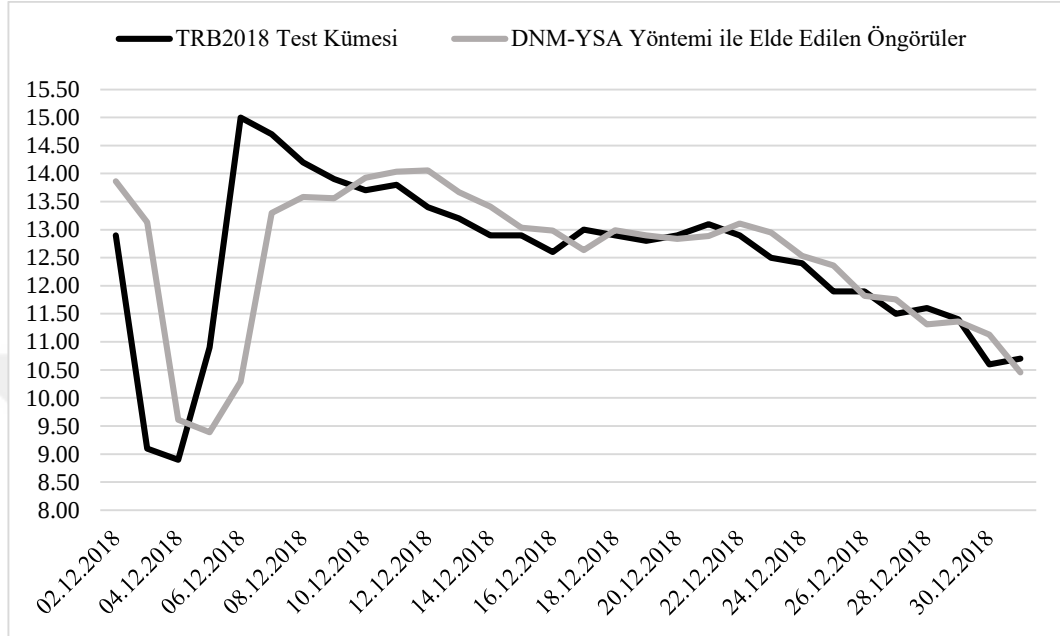
TRB2018 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.10. ile verilmiştir.

Tablo 4. 10. TRB2018 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	1,7641	1,7557	0,2784	0,3858	1,2516	2,2322
	PS-YSA	1,5211	1,3647	0,4856	0,3524	1,0621	2,7833
	ÇNM-YSA	1,4849	1,1886	0,3795	0,4684	1,1845	2,7641
	ÇKA-YSA	1,4510	1,4746	0,1415	0,1734	1,2065	1,8037
OMYH	DNM-YSA	0,0952	0,0917	0,0219	0,0343	0,0569	0,1493
	PS-YSA	0,0882	0,0744	0,0373	0,0142	0,0654	0,2059
	ÇNM-YSA	0,0803	0,0683	0,0247	0,0135	0,0679	0,2014
	ÇKA-YSA	0,0728	0,0715	0,0100	0,0168	0,0559	0,0917

Tablo 4.10. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, DNM-YSA yönteminin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre standart sapma ve maksimum istatistiklerinde en başarılı ikinci yöntem olduğu görülmektedir. TRB2018 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5 ve Dentrit sayısı 3; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve gizli tabaka birim sayısı 3; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı

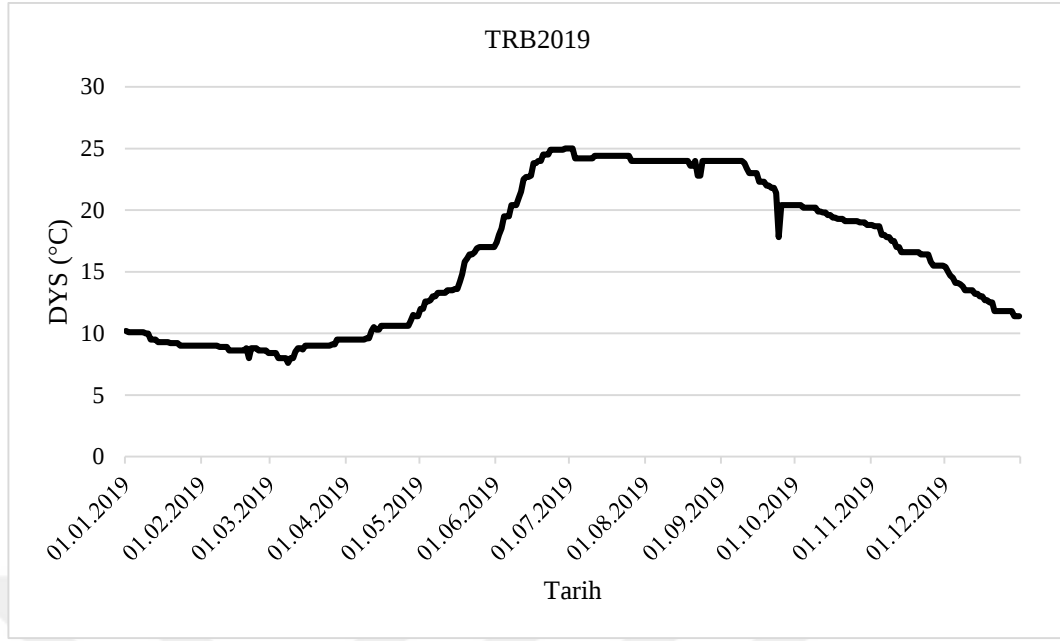
3 ve gizli tabaka birim sayısı 2 olarak elde edilmiştir. TRB2018 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.20. ile verilmiştir.



Şekil 4.20. TRB2018 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.20. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2018 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2019 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2019)'ün grafiği Şekil 4.21. ile verilmiştir.



Şekil 4.21. 2019 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

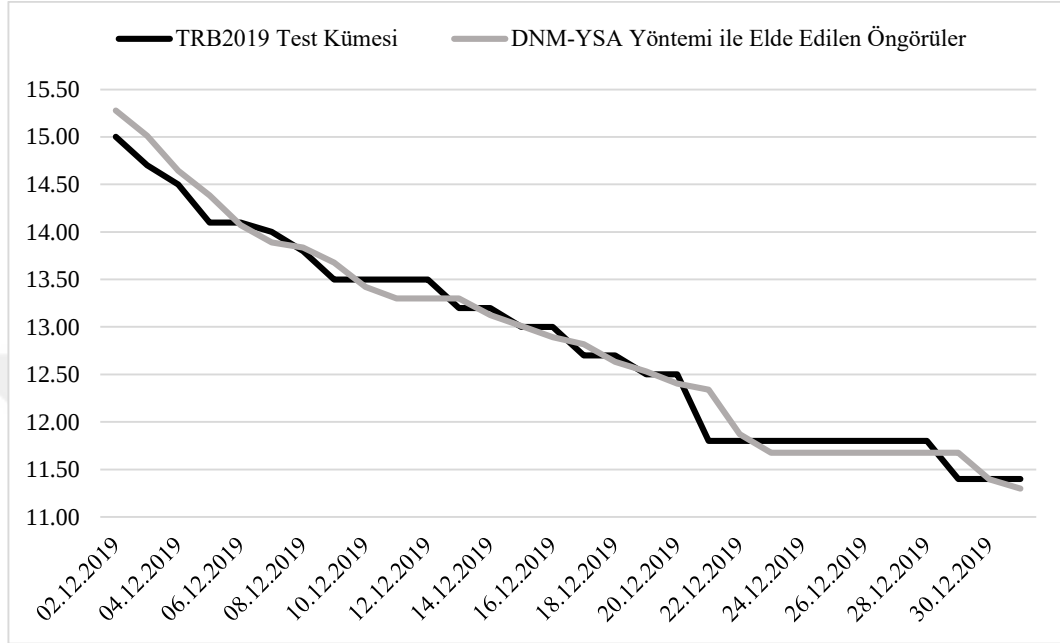
TRB2019 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.11. ile verilmiştir.

Tablo 4.11. TRB2019 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,5431	0,5918	0,1768	0,2272	0,1771	0,7844
	PS-YSA	1,4089	0,9052	0,9485	2,0914	0,4088	2,9015
	ÇNM-YSA	0,5507	0,5405	0,1155	0,2830	0,4202	0,7194
	ÇKA-YSA	0,6152	0,6239	0,2811	0,4491	0,2213	1,1219
OMYH	DNM-YSA	0,0397	0,0435	0,0143	0,0182	0,0109	0,0592
	PS-YSA	0,1071	0,0680	0,0751	0,1663	0,0287	0,2254
	ÇNM-YSA	0,0396	0,0385	0,0100	0,0244	0,0285	0,0542
	ÇKA-YSA	0,0444	0,0441	0,0221	0,0355	0,0131	0,0819

Tablo 4.11. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, çeyrekler arası fark ve minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2019 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve Dentrit sayısı 5; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve gizli tabaka birim sayısı 4; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı

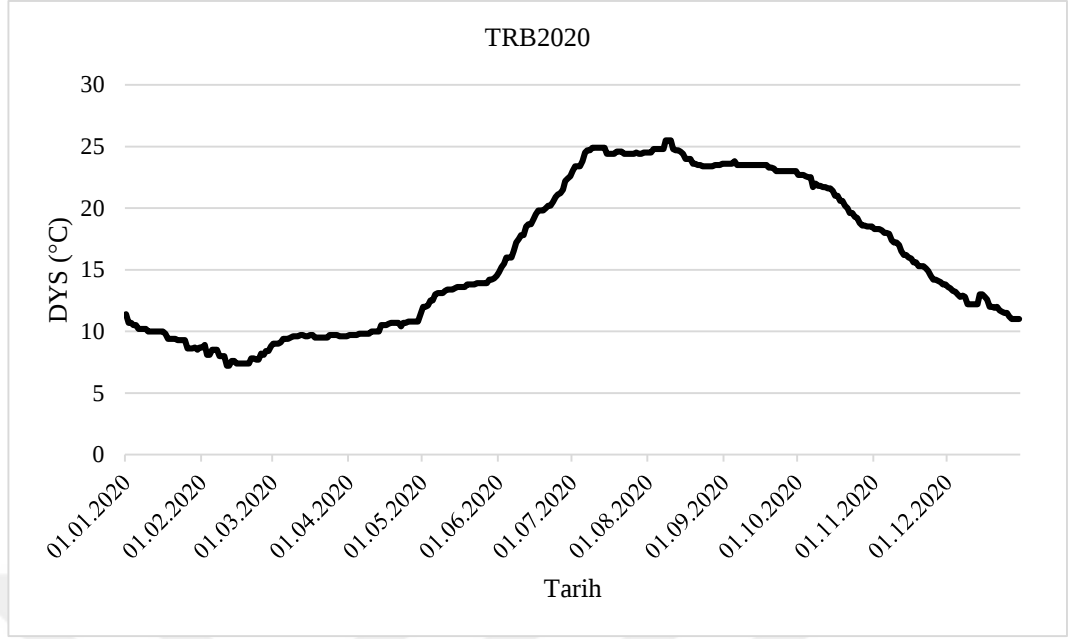
5 ve gizli tabaka birim sayısı 3 olarak elde edilmiştir. TRB2019 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.22. ile verilmiştir.



Şekil 4.22. TRB2019 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.22. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2019 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2020 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2020)'ün grafiği Şekil 4.23. ile verilmiştir.



Şekil 4.23. 2020 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

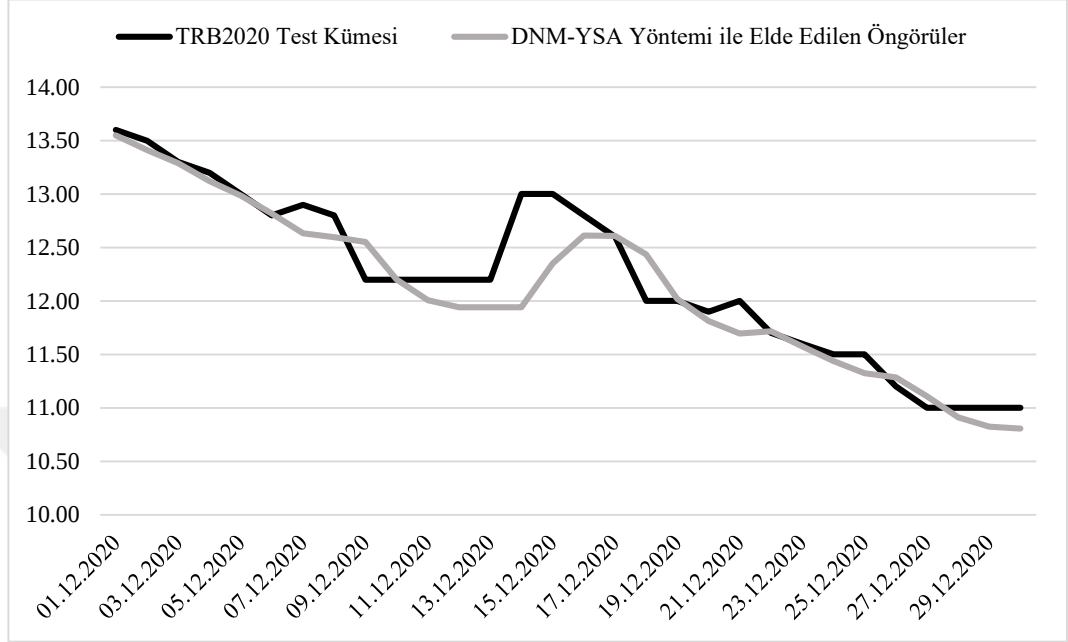
TRB2020 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.12. ile verilmiştir.

Tablo 4.12. TRB2020 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,4161	0,4120	0,0964	0,1637	0,2845	0,5728
	PS-YSA	1,3665	1,0043	0,8652	1,5160	0,3996	2,8360
	ÇNM-YSA	0,5205	0,5205	0,0000	0,0000	0,5205	0,5205
	ÇKA-YSA	0,5858	0,6126	0,1284	0,1369	0,2858	0,8454
OMYH	DNM-YSA	0,0276	0,0283	0,0088	0,0175	0,0148	0,0445
	PS-YSA	0,1032	0,0704	0,0741	0,1293	0,0214	0,2295
	ÇNM-YSA	0,0378	0,0378	0,0000	0,0000	0,0378	0,0378
	ÇKA-YSA	0,0434	0,0459	0,0110	0,0119	0,0172	0,0659

Tablo 4.12. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan ve minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2020 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 3 ve Dentrıt sayısı 4; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 4 ve gizli tabaka birim sayısı 4; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 1; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 1 ve gizli tabaka

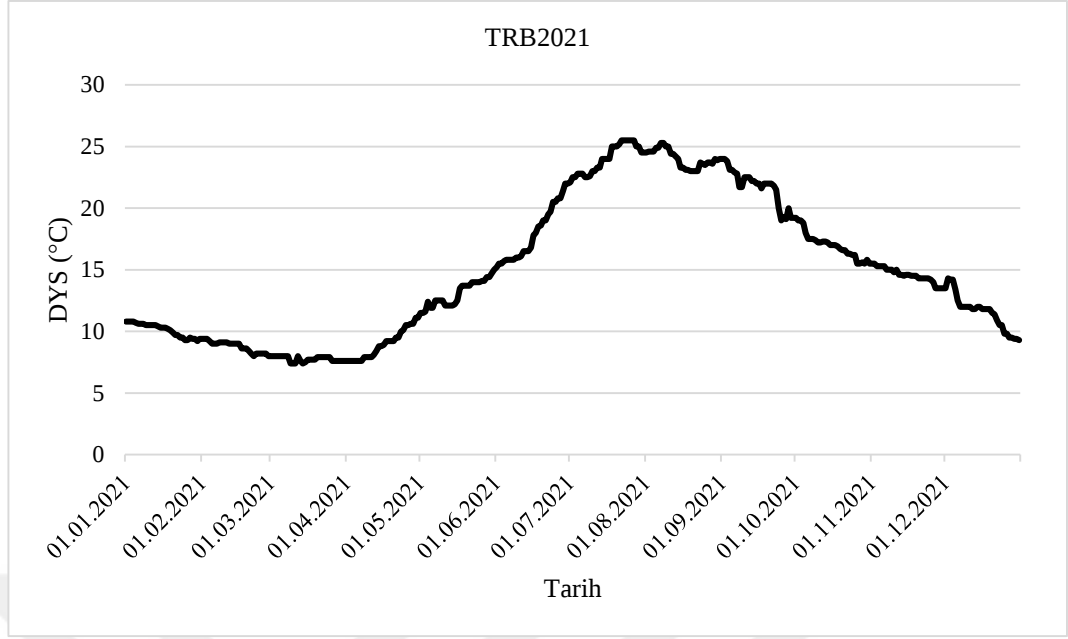
birim sayısı 4 olarak elde edilmiştir. TRB2020 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.24 ile verilmiştir.



Şekil 4.24. TRB2020 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.24. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2020 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

2021 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi (TRB2021)'ün grafiği Şekil 4.25. ile verilmiştir.



Şekil 4.25. 2021 yılı için Trabzon deniz yüzeyi sıcaklığına ait zaman serisi

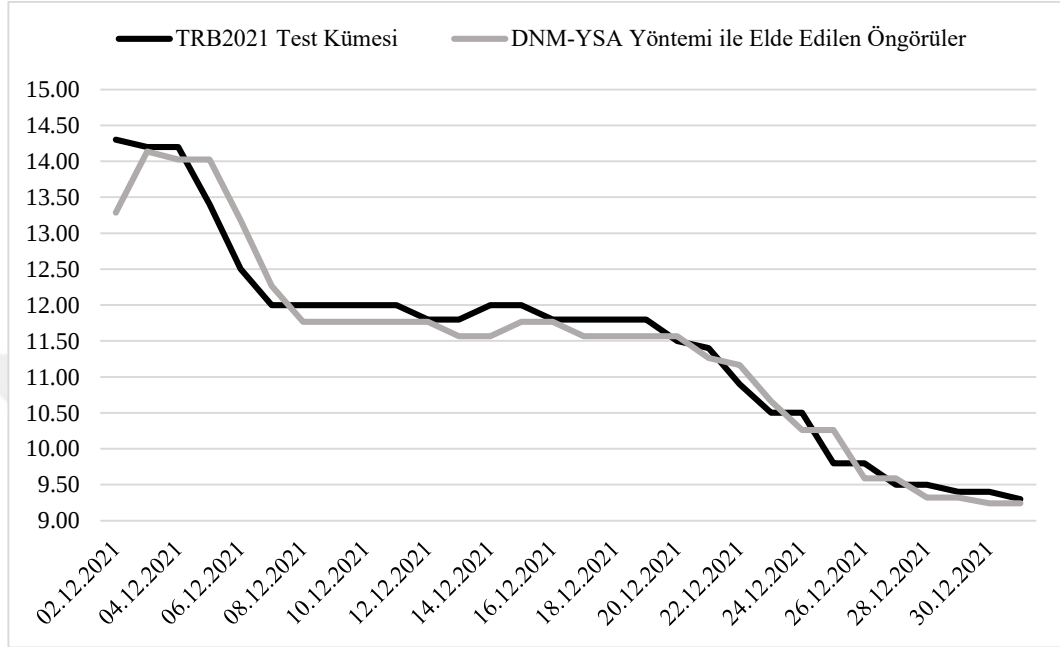
TRB2021 zaman serisinin test kümesi için her bir yöntemden elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler Tablo 4.13. ile verilmiştir.

Tablo 4.13. TRB2021 zaman serisinin test kümesi için elde edilen HKOK ve OMYH kriterlerine ait çeşitli istatistikler

		Ortalama	Medyan	Standart Sapma	Çeyrekler Arası Fark	Minimum	Maksimum
HKOK	DNM-YSA	0,5068	0,5391	0,1095	0,2089	0,3261	0,6419
	PS-YSA	0,7234	0,6049	0,2867	0,2502	0,5108	1,8603
	ÇNM-YSA	0,8941	0,8214	0,3560	0,5033	0,5214	1,8617
	ÇKA-YSA	0,5558	0,5495	0,0898	0,1579	0,3989	0,7104
OMYH	DNM-YSA	0,0347	0,0373	0,0084	0,0153	0,0188	0,0447
	PS-YSA	0,0484	0,0405	0,0218	0,0139	0,0359	0,1426
	ÇNM-YSA	0,0617	0,0579	0,0254	0,0310	0,0357	0,1373
	ÇKA-YSA	0,0373	0,0380	0,0071	0,0106	0,0214	0,0489

Tablo 4.13. ile verilen analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu görülmektedir. TRB2021 zaman serisinin analizi için DNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 1 ve Dentrit sayısı 3; PS-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 2 ve gizli tabaka birim sayısı 4; ÇNM-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı 5; ÇKA-YSA yöntemi için optimal girdi sayısı

3 ve gizli tabaka birim sayısı 4 olarak elde edilmiştir. TRB2021 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği Şekil 4.26. ile verilmiştir.



Şekil 4.26. TRB2021 zaman serisinin test kümesi ile DNM-YSA yöntemi ile elde edilen öngörülerin birlikte grafiği

Şekil 4.26. ile verilen grafik incelendiğinde DNM-YSA ile elde edilen öngörüler ile TRB2021 zaman serisinin test kümesinin oldukça uyumlu olduğu söylenebilir.

BÖLÜM 5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Deniz yüzeyi sıcaklığı (DYS) tahmini, deniz ekolojisi, balıkçılık, spor ve iklim değişikliği araştırmaları gibi çeşitli alanlarda yaygın ve sürdürülebilir katkılar sağlayan uygulamalara sahiptir. DYS'nin önemli olmasının temel nedenleri arasında iklim ve hava durumu tahmini, deniz yaşamı, okyanus sirkülasyonu, kıyı ekosistemleri ve insan faaliyetlerindeki olası etkisi gösterilebilir (Chaudhary ve ark., 2023). Mevcut durumda, gerçek zamanlı DYS tahminleri, kategorik olarak sınır ve başlangıç koşullarına tabi fizik tabanlı varsayımlara dayanan sayısal modeller kullanılarak gerçekleştirilmekte olup, yaygın bir mekansal alana uygulanabilmektedir. Ancak, geleneksel YSA'larda yaygın olarak uygulanan sayısal tahmin yöntemi, sahaya özgü çalışmalar için uygulandığında büyük sapmalar gösterir, hatta daha uzun zaman aralıklarında sayısal tahminin doğruluk seviyesi önemli ölçüde azalabilir. Hem sayısal hem de veriye dayalı yöntemleri birleştiren hibrit yaklaşımlar, bu dezavantajı giderme eğilimindedir ve daha iyi sonuçlar ürettiği ifade edilmektedir (Sarkar ve ark., 2020). Derin yapay sinir ağları, tahmin problemlerinin çözümünde alışlageldik tahmin yöntemlerine göre daha tercih edilebilir bir seçenek haline gelmiştir. Popüler derin sinir ağları, hücre yapılarında klasik olarak toplamsal toplama işlevlerini kullanır. Çarpımsal toplama fonksiyonlarının sıkı yapay sinir ağlarında kullanımının tahmin problemine yönelik başarılı sonuçlar ürettiği rapor edilmektedir (Egrioglu ve Bas, 2024). DYS tahminine yönelik birçok alternatif yöntem kullanılmakla birlikte DE/best/1 mutasyon stratejisine dayalı bir DNM-YSA yöntemine literatürde rastlanılamamaktadır.

Farklı metodolojiler ile gerçekleştirilen DYS modellemesine örnek olarak; Erdem ve Aslan (2023) Zonguldak ve Bartın'a ait zaman serisinin ARIMA yöntemiyle modellemesi sonucunda MSE (ortalama kare hatası) 0,07 olarak bildir ve çalışma sonucunda DYS'da artış hızının yavaş olduğunu ifade etmiştir. Özbek, (2022) uzun

kısa süreli bellek (LSTM) sinir ağı, uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ile bulanık c-ortalamlar (FCM) ve ızgara bölümü (GP) gibi üç farklı veri odaklı model kullanarak Çanakkale Körfezi'ne ait DYS very seti ile gerçekleştirmiş olduğu araştırmada, ANFIS-FCM tekniği ile günlük DYS tahminine göre OMH, HKOK ve R değerleri için en iyi sonuçları sırasıyla 0,113°C, 0,191°C ve 0,9994 olarak rapor etmiştir. Akkan ve ark., (2022) tarafından Rize istasyonundan 2010-2020 yılları arasında elde edilen aylık ortalama deniz suyu sıcaklığına ait zaman serisinin tahmini ileri beslemeli yapay sinir ağları ile gerçekleştirilmiş, ileri beslemeli yapay sinir ağları yönteminden faydalanılarak deniz suyu yüzey sıcaklığının OMYH: 0,90 ve HKOK:1,21 ile çok yüksek doğruluk oranıyla tahmin edilebileceğini belirtilmiştir.

Bu çalışmada, 2008'den 2017'ye kadar SST zaman serisi kullanılarak su sıcaklığını tahmin etmek için eğitilen LSTM modeli kullanılarak anormal derecede yüksek sıcaklık olaylarını tahmin eden bir algoritma önerilmiştir; bir günlük tahminlerde modelin HKOK 1,865 bulunmuştur (Choi ve ark., 2021). Doğu Çin Denizi'nin deniz yüzey sıcaklığı tahmininde, önerilen model mevcut modellerden daha iyi performans göstermiş olup, orta ölçek düzeyinde OMH 0,2038 ve HKOK 0,2481 olarak belirlenmiştir (Han ve ark., 2023). Çin çevresindeki deniz alanları su sıcaklığının tahmini için kırk üç yıllık verilerle eğitilen modelin performansı, OMH aralığı 0,3213–0,6803 ve HKOK aralığı 0,3928–0,8789 olarak değerlendirilmiştir (Guo ve ark., 2022). Önerilen GM(1,1|sin) güç modeli tahmin yöntemiyle, 2016-2020 yılları arasındaki deniz yüzeyi sıcaklığı tahminlerinde HKOK 1,0627 ile 1,0603 arasında bulunmuştur (Meng ve ark., 2022). Uygulanılan ARIMA-GABP modelinin deniz yüzeyi sıcaklığı tahminindeki performansı, MAE 0,3033°C ve HKOK 0,3970°C olarak belirlenmiş ve bu sonuçlar modelin diğer yöntemlere göre üstün ve sağlam bir performansa sahip olduğu bildirilmiştir (Chen ve ark., 2022).

2009-2021 yılları arasında günlük olarak elde edilen Trabzon deniz suyu sıcaklığına ait zaman serisi yıl yıl De/best/1 mutasyon stratejisine dayalı DNM-YSA yöntemi ile analiz edilen verilerden elde edilen sonuçlara göre:

- TRB2009 zaman serisinin test kümesi için elde edilen ortalama ve medyan istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2010 zaman serisinin test kümesi için elde edilen medyan ve minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2011 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama ve medyan istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2012 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2013 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, standart sapma, çeyrekler arası fark ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2014 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2015 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, standart sapma, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2016 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,

- TRB2017 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama ve medyan istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2018 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, standart sapma ve maksimum istatistiğine göre en başarılı ikinci yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2019 zaman serisinin analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, çeyrekler arası fark ve minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2020 sonuçları incelendiğinde ortalama, medyan ve minimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu,
- TRB2021 analiz sonuçları incelendiğinde, ortalama, medyan, minimum ve maksimum istatistiğine göre en başarılı yöntemin hem HKOK kriterine hem de OMYH kriterine göre DNM-YSA yöntemi olduğu tespit edilmiştir.

Bu çalışma, deniz yüzey sıcaklığını daha doğru tahmin etmek için DNM-YSA modelini önererek mevcut modellere kıyasla daha yüksek doğruluk ve sağlamlık sağlamış ayrıca gelecekteki çalışmalarda diğer ilgili faktörlerin entegrasyonunu önerilmektedir.

Sonuç olarak, 2009-2021 yılları arasında günlük olarak elde edilen Trabzon deniz suyu sıcaklığına ait zaman serisi yıl yıl De/best/1 mutasyon stratejisine dayalı DNM-YSA yöntemi ile analizin yüksek oranda doğruluk ile tahmin ettiği söylenebilmektedir.

Bu çalışmadan elde edilen çıkarımlar doğrultusunda, Karadeniz Bölgesinin en önemli ticari ve turistik kentlerinden biri olan Trabzon ilinin DYS'na bağlı olası senaryoların ve buna bağlı eylem planlarının oluşturulması mümkün olabilecektir.

Çalışma sonucunda elde edilen bir diğer önemli çıktı, uygulamaya alanı ile benzer ve/veya habitat özellikleri taşıyan alanlardaki DYS zaman serilerinin yıl yıl De/best/1 mutasyon stratejisine dayalı DNM-YSA yönteminin performans mukayesesi olarak planlanmaktadır. Böylece, sürdürülebilir ekosistem yönetimi ve su kaynakları yönetiminde farklı yapay zeka algoritmalarının yaygın kullanılmasına imkan sağlanarak ülkemiz için önemli bir bilgi kaynağı oluşturulacaktır.



KAYNAKLAR

- Akkan, T., Mutlu, T., Baş, E. 2022. Forecasting sea surface temperature with feed-forward artificial networks in combating the global climate change: The sample of Rize, Türkiye. *Ege J. Fish. Aquat. Sci*, 39: 311–315.
- Al-qaness, M.A., Ewees, A.A., Elaziz, M.A., Samak, A.H. 2022. Wind power forecasting using optimized dendritic neural model based on seagull optimization algorithm and aquila optimizer. *Energies*, 15(24): 9261.
- Bindoff, N., Stott, P., AchutaRao, K., Allen, M.R., Gillett, N., Gutzler, D., et al. (eds) 2013. Detection and attribution of climate change: from global to regional, in *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Stocker, eds T. F. Stocker, D. Qin, G. K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, et al. (Cambridge: Cambridge University Press), 867-952.
- Brooks, C.F. 1928. Reliability of different methods of taking sea-surface temperatures, *J. Washington Acad. Sci*, 18: 525-545.
- Cahyono, A.B., Saptarini, D.I.A.N., Pribadi, C.B., Armono, H.D. 2017. Estimation of sea surface temperature (SST) using split window methods for monitoring industrial activity in coastal area. *App. Mec. Mat*, 862: 90-95.
- Castro, C.B., Pires, D.O. 1999. A bleaching event on a Brazilian coral reef. *Rev. Bras. Oceanogr*, 47:87-90.
- Champenois, B., Sapsis, T. 2024. Machine learning framework for the real-time reconstruction of regional 4D ocean temperature fields from historical reanalysis data and real-time satellite and buoy surface measurements. *Phys. Nonlinear Phenom*, 459: 134026.
- Chaudhary, L., Sharma, S., Sajwan, M. 2023. Systematic Literature Review of Various Neural Network Techniques for Sea Surface Temperature Prediction Using Remote Sensing Data. *Arc. of Com. Met. in Eng*, 30(8): 5071-5103.
- Chavez, F.P., Messié, M., Pennington, J.T. 2010. Marine Primary Production in Relation to Climate Variability and Change. *Ann. R. Mar. Scie*, 3: 227-260.
- Chawla, P., Cao, X., Fu, Y., Hu, C., Wang, M., Wang, S., Gao, J.Z. 2023. Water quality prediction of salton sea using machine learning and big data techniques. *Int. J. Environ. Anal. Chem*, 103: 6835–6858.
- Chen, X., Li, Q., Zeng, X., Zhang, C., Xu, G., Wang, G. 2022. A Hybrid ARIMA-GABP Model for Predicting Sea Surface Temperature. *Electronics*, 11(15): 2359.

- Choi, H.M., Kim, M.K., Yang, H. 2021. Abnormally high water temperature prediction using LSTM deep learning model. *J of Intell. & Fuz. Syst*, 40(4): 8013-8020.
- Chowdhury, S., Sharma, A. 2011. Global Sea Surface Temperature Forecasts Using a Pairwise Dynamic Combination Approach. *J. Clim*, 24: 1869–1877.
- Dave, A.C., Lozier, M.S. 2013. Examining the global record of interannual variability in stratification and marine productivity in the low-latitude and mid-latitude ocean. *J. Geophys. Res*, 118: 3114-3127.
- Deser, C., Alexander, M.A., Xie, S.-P., Phillips, A.S. 2010. Sea Surface Temperature Variability: Patterns and Mechanisms. *Annu. Rev. Mar. Sci*, 2: 115–143.
- Dogan, M., Cigizoglu, H.K., Sanli, D.U., Ulke, A. 2015. Investigation of sea level anomalies related with NAO along the west coasts of Turkey and their consistency with sea surface temperature trends. *Theor. Appl. Climatol*, 121: 349–358.
- Dunstan, P.K., Foster, S.D., King, E., Risbey, J., O’Kane, T.J., Monselesan, D., Hobday, A.J., Hartog, J.R., Thompson, P.A. 2018. Global patterns of change and variation in sea surface temperature and chlorophyll a. *Sci. Rep*, 8: 14624.
- Egrioglu, E., Bas, E. 2024. A new deep neural network for forecasting: Deep dendritic artificial neural network. *Art. Intell. Rev*, 57(7): 171.
- Erdem, C., Aslan, Z. 2023. Deniz yüzey sıcaklığının ARIMA yöntemiyle modellenmesi ve gelecek tahmini: Zonguldak ve Bartın uygulaması. *Anadolu Bil. Mesl. Yüksekokulu Derg*, 18: 67–79.
- Ferreira, B.P., Costa, M.B.S.F., Coxey, M.S., Gaspar, A.L.B., Veleza, D., Araujo, M. 2013. The effects of sea surface temperature anomalies on oceanic coral reef systems in the southwestern tropical Atlantic. *Coral Reefs*, 32: 441–454.
- Field, C. et al. 2012. Eds A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change. (Cambridge University Press, Cambridge, and New York, USA).
- Garcia-Soto, C., Cheng, L., Caesar, L., Schmidtke, S., Jewett, E.B., Cheripka, A., Rigor, I., Caballero, A., Chiba, S., Báez, J.C., Zielinski, T., Abraham, J.P. 2021. An Overview of Ocean Climate Change Indicators: Sea Surface Temperature, Ocean Heat Content, Ocean pH, Dissolved Oxygen Concentration, Arctic Sea Ice Extent, Thickness and Volume, Sea Level and Strength of the AMOC (Atlantic Meridional Overturning Circulation). *Front. Mar. Sci*, 8.
- Green, R.E., Harley, M., Miles, L., Scharlemann, J., Watkinson, A. and Watts, O. 2003. Global Climate Change and Biodiversity, University of East Anglia, Norwich, UK, Summary of papers and discussion.
- Guinet, C., Chastel, O., Koudil, M., Durbec, J.P., Jouventin, P. 1998. Effects of warm sea–surface temperature anomalies on the blue petrel at the Kerguelen Islands. *Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci*, 265: 1001–1006.
- Gul, H.H., Egrioglu, E., Bas, E. 2023. Statistical learning algorithms for dendritic neuron model artificial neural network based on sine cosine algorithm. *Inf. Sc*, 629: 398-412.

- Guo, X., He, J., Wang, B., Wu, J. 2022. Prediction of Sea Surface Temperature by Combining Interdimensional and Self-Attention with Neural Networks. *Remote Sens*, 14(19): 4737.
- Gutiérrez, D., Akester, M., Naranjo, L. 2016. Productivity and sustainable management of the Humboldt current large marine ecosystem under climate change. *Environ. Develop*, 17: 126-144.
- Han, Y., Sun, K., Yan, J., Dong, C. 2023. The CNN-GRU model with frequency analysis module for sea surface temperature prediction. *Soft Comp*, 27(13): 8711-8720.
- Hofmann, M., Worm, B., Rahmstorf, S. Schellnhuber, H.J. 2011. Declining ocean chlorophyll under unabated anthropogenic CO₂ emissions. *Environ. Res. Lett*, 6: 1-8.
- Huddart, B., Subramanian, A., Zanna, L., Palmer, T. 2017. Seasonal and decadal forecasts of Atlantic Sea surface temperatures using a linear inverse model. *Clim. Dyn*, 49: 1833–1845.
- Jahanbakht, M., Xiang, W., Azghadi, M.R. 2022. Sea Surface Temperature Forecasting With Ensemble of Stacked Deep Neural Networks. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett*, 19: 1–5.
- Kärnä, T., Ljungemyr, P., Falahat, S., Ringgaard, I., Axell, L., Korabel, V., Huess, V. 2021. Nemo-Nordic 2.0: Operational marine forecast model for the Baltic Sea. *Geosci. M. Dev*, 14(9): 5731-5749.
- Kennedy, J.J. 2014. A review of uncertainty in in situ measurements and data sets of sea surface temperature. *Rev. of Geophys*, 52(1): 1-32.
- Kennedy, J.J., Rayner, N.A., Smith, R.O., Parker, D.E., Saunby, M. 2011. Reassessing biases and other uncertainties in sea surface temperature observations measured in situ since 1850: 2. Biases and homogenization, *J. Geophys. Res*, 116: D14104.
- Kent, E.C., Kennedy, J.J., Berry, D.I., Smith, R.O. 2010. Effects of instrumentation changes on sea surface temperature measured in situ. *Wiley Interdis. Reviews: Clim. Change*, 1: 718728.
- Kent, E.C., Woodruff, S.D., Berry, D.I. 2007. Metadata from WMO Publication No. 47 and an Assessment of Voluntary Observing Ship Observation Heights in ICOADS. *J. Atmos. Oceanic. Technol*, 24: 214-234.
- Khan, M.Z.K., Mehrotra, R., Sharma, A., Sankarasubramanian, A. 2014. Global Sea Surface Temperature Forecasts Using an Improved Multimodel Approach. *J. Clim*, 27: 3505–3515.
- Kim, M., Yang, H., Kim, J. 2020. Sea Surface Temperature and High Water Temperature Occurrence Prediction Using a Long Short-Term Memory Model. *Remote Sens*, 12: 3654.
- Krishnan, P., Roy, S.D., George, G., Srivastava, R.C., Anand, A., Murugesan, S., Kaliyamoorthy, M., Vikas, N., Soundararajan, R. 2011. Elevated sea surface temperature during May 2010 induces mass bleaching of corals in the Andaman. *Curr. Sci*, 100: 111-117.

- Lewandowska, A.M., Boyce, D.G., Hofmann, M., Matthiessen, B., Sommer, U., Worm, B. 2014. Effects of sea surface warming on marine plankton. *Ecol. Lett.*, 17: 614–623.
- Liu, Y., Fu, W. 2018. Assimilating high-resolution sea surface temperature data improves the ocean forecast potential in the Baltic Sea. *Ocean Sci.*, 14: 525–541.
- López-Urrutia, Á., San Martín, E., Harris, R.P., Irigoien, X. 2006. Scaling the metabolic balance of the oceans. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 103: 8739–8744.
- MacKenzie, B.R., Schiedek, D. 2007. Long-term sea surface temperature baselines-time series, spatial covariation and implications for biological processes. *J. Mar. Syst.*, 68:405–420.
- Mahongo, S.B., Deo, M.C. 2013. Using artificial neural networks to forecast monthly and seasonal sea surface temperature anomalies in the Western Indian Ocean. *The Inter. J. of Ocean and Clim. Sys.*, 4(2): 133–150.
- Malanotte-Rizzoli, P. 2023. A brief history of physical oceanography with Mediterranean examples. *Rendiconti Lincei. Scienze Fisiche e Naturali*, 35: 327–342.
- Matthews, J.B.R. 2013. Comparing historical and modern methods of sea surface temperature measurement–Part 1: Review of methods, field comparisons and dataset adjustments. *Ocean Science*, 9(4): 683–694.
- Mattos Neto, P.S.G., Cavalcanti, G.D.C., de O. Santos Júnior, D.S., Silva, E.G. 2022. Hybrid systems using residual modeling for sea surface temperature forecasting. *Sci. Rep.*, 12: 487.
- Mazaris, A.D., Kallimanis, A.S., Tzanopoulos, J., Sgardelis, S.P., Pantis, J.D. 2009. Sea surface temperature variations in core foraging grounds drive nesting trends and phenology of loggerhead turtles in the Mediterranean Sea. *J. Exp. Mar. Biol. Ecol.*, 379: 23–27.
- Meng, F., Gu, J., Wang, L. E., Qin, Z., Gao, M., Chen, J., Li, X. (2022). A quantitative model based on grey theory for sea surface temperature prediction. *Front in Envir. Sci.*, 10: 1014856.
- Merchant, C.J., Llewellyn-Jones, D., Saunders, R.W., Rayner, N.A., Kent, E.C., Old, C.P., Berry, D., Birks, A.R., Blackmore, T., Corlett, G.K., Embury, O., Jay, V.L., Kennedy, J., Mutlow, C.T., Nightingale, T.J., Carroll, A.G., Pritchard, M.J., Remedios, J.J., Tett, S. 2008. Deriving a sea surface temperature record suitable for climate change research from the along-track scanning radiometers. *Adv. Space Res.*, 41: 1–11.
- Minnett, P.J., Alvera-Azcárate, A., Chin, T.M., Corlett, G.K., Gentemann, C. L., Karagali, I., ... Vazquez-Cuervo, J. 2019. Half a century of satellite remote sensing of sea-surface temperature. *Remote Sensing of Environ.*, 233: 111366.
- Muruganandam, M., Rajamanickam, S., Sivarethinamohan, S., Reddy, M.K., Velusamy, P., Gomathi, R., ... Munisamy, S.K. 2023. Impact of climate change and anthropogenic activities on aquatic ecosystem—A review. *Environ. Res.*, 117233.

- Mutai, C.C., Ward, M.N., Colman, A.W. 1998. Towards the prediction of the East Africa short rains based on sea-surface temperature–atmosphere coupling. *I. J. Clim: A. J. Royal. Met. Soc*, 18(9): 975-997.
- Müren, U., Berglund, J., Samuelsson, K., Andersson, A. 2005. Potential effects of elevated sea-water temperature on pelagic food webs. *Hydrobiol*, 545: 153-166.
- NASA, 2024 url: <https://ecostress.jpl.nasa.gov/mission>.
- Newson, S.E., Mendes, S., Crick, H.Q., Dulvy, N.K., Houghton, J.D., Hays, G.C., Robinson, R.A. 2009. Indicators of the impact of climate change on migratory species. *Endan. Spec. Res*, 7(2): 101-113.
- O'Connor, M.I., Piehler, M.F., Leech, D.M., Anton, A. Bruno, J.F. 2009. Warming and resource availability shift food web structure and metabolism. *PLoS. Biol*, 7: 1-6.
- Ottersen, G., Kim, S., Huse, G., Polovina, J.J., Stenseth, N.C. 2010. Major pathways by which climate may force marine fish populations. *J. Mar. Syst*, 79: 343–360.
- Özbek, A. 2022. Daily Sea Water Temperature Forecasting Using Machine Learning Approaches. *Çukurova Üniversitesi Mühendis. Fak. Derg*, 37: 307–318.
- Peñaflor, E.L., Skirving, W.J., Strong, A.E., Heron, S.F., David, L.T. 2009. Sea-surface temperature and thermal stress in the Coral Triangle over the past two decades. *Coral Reefs*, 28: 841–850.
- Pershing, A. J., Alexander, M. A., Hernandez, C. M., Kerr, L. A., Le Bris, A., Mills, K. E., et al. 2015. Slow adaptation in the face of rapid warming leads to collapse of the gulf of maine cod fishery. *Science*, 350: 809–812.
- Pinsky, M.L., Worm, B., Fogarty, M.J., Sarmiento, J.L., Levin, S.A. 2013. Marine taxa track local climate velocities. *Science*, 341(6151): 1239-1242.
- Rao, P.K., Smith, W.L., Koffler, R. 1972 Global sea-surface temperature distribution determined from an environmental satellite. *Mon. Wea. Rev*, 100: 10-14.
- Richardson, P.L. 1980. The Benjamin Franklin and Timothy Folger Charts of the Gulf Stream. In: Sears, M., Merriman, D. (Eds.), *Oceanography: The Past*. Springer, New York, NY, pp. 703–717.
- Rienecker, M.M., Dee, D., Woollen, J., Compo, G.P., Onogi, K., Gelaro, R., ... Saha, S. 2012. Atmospheric Reanalyses-Recent Progress and Prospects for the Future. A Report from a Technical Workshop, April 2010.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. 1986. Learning internal representation by backpropagating errors. *Explorations in the Microstructure of Cognition*.
- Santos, R.M.B., Fernandes, L.S., Varandas, S.G.P., Pereira, M.G., Sousa, R., Teixeira, A., ... Pacheco, F.A.L. 2015. Impacts of climate change and land-use scenarios on *Margaritifera margaritifera*, an environmental indicator and endangered species. *Sci. of the Tot. Environ*, 511: 477-488.
- Sarkar, P.P., Janardhan, P., Roy, P. 2020. Prediction of sea surface temperatures using deep learning neural networks. *SN Appl. Sci*, 2, 1458.

- Shin, Y., Ghosh, J. 1991. The pi-sigma network: An efficient higher-order neural network for pattern classification and function approximation. In IJCNN-91-Seattle international joint conference on neural networks. 1: 13-18.
- Smith, G., Spillman, C. 2019. New high-resolution sea surface temperature forecasts for coral reef management on the Great Barrier Reef. *Coral Reefs*, 38: 1039–1056.
- Sommer, U., Lewandowska, A. 2011. Climate change and the phytoplankton spring bloom: warming and overwintering zooplankton have similar effects on phytoplankton. *Glob. Change. Biol*, 17: 154-162.
- Song, S., Chen, X., Tang, C., Song, S., Tang, Z., Todo, Y. 2019. Training an approximate logic dendritic neuron model using social learning particle swarm optimization algorithm. *IEEE Access*, 7: 141947-141959.
- Stajkowski, S., Kumar, D., Samui, P., Bonakdari, H., Gharabaghi, B. 2020. Genetic-Algorithm-Optimized Sequential Model for Water Temperature Prediction. *Sustainability*, 12: 5374.
- Stock, C.A., Pegion, K., Vecchi, G.A., Alexander, M.A., Tommasi, D., Bond, N.A., Fratantoni, P.S., Gudgel, R.G., Kristiansen, T., O'Brien, T.D., Xue, Y., Yang, X. 2015. Seasonal sea surface temperature anomaly prediction for coastal ecosystems. *Prog. Oceanogr*, 137: 219–236.
- Sun, Y., Yao, X., Bi, X., Huang, X., Zhao, X., Qiao, B. 2021. Time-Series Graph Network for Sea Surface Temperature Prediction. *Big Data Res*, 25, 100237.
- Tang, C., Todo, Y., Ji, J., Lin, Q., Tang, Z. 2021. Artificial immune system training algorithm for a dendritic neuron model. *Knowledge-Based Systems*, 233: 107509.
- Taylor, J., Feng, M. 2022. A deep learning model for forecasting global monthly mean sea surface temperature anomalies. *Front. Clim*, 4: 932932.
- Tester, P.A., Feldman, R.L., Nau, A.W., Kibler, S.R., Wayne Litaker, R. 2010. Ciguatera fish poisoning and sea surface temperatures in the Caribbean Sea and the West Indies. *Toxicon, Ciguatera and related biotoxins workshop*. 56: 698–710.
- Thompson, D.W.J., Kennedy, J.J., Wallace, J.M. Jones, P.D. 2008. A large discontinuity in the mid-twentieth century in observed global-mean surface temperature. *Nature*, 453: 646-649.
- Todd, C.D., Hughes, S.L., Marshall, C.T., MacLEAN, J.C., Lonergan, M.E., Biuw, E.M. 2008. Detrimental effects of recent ocean surface warming on growth condition of Atlantic salmon. *Glob. Change Biol*, 14: 958–970.
- Tommasi, D., Stock, C.A., Alexander, M.A., Yang, X., Rosati, A., Vecchi, G.A. 2017. Multi-Annual Climate Predictions for Fisheries: An Assessment of Skill of Sea Surface Temperature Forecasts for Large Marine Ecosystems. *Front. Mar. Sci*, 4: 201.
- Usharani, B. 2023. ILF-LSTM: enhanced loss function in LSTM to predict the sea surface temperature. *Soft Comput*, 27: 13129–13141.
- Wang, Z., Gao, S., Wang, J., Yang, H., Todo, Y. (2020). A dendritic neuron model with adaptive synapses trained by differential evolution algorithm. *Comp. Intel. and Neurosc*, 1: 2710561.

- Wei, L., Guan, L., Qu, L., Guo, D. 2020. Prediction of Sea Surface Temperature in the China Seas Based on Long Short-Term Memory Neural Networks. *Remote Sens*, 12: 2697.
- Wentz, F.J., Gentemann, C., Smith, D., Chelton, D. 2000. Satellite Measurements of Sea Surface Temperature Through Clouds. *Science*, 288: 847-850.
- Wilkinson C (ed). 2004. Status of the coral reefs of the world: 2004. Australian Institute of Marine Science, Townsville, Queensland, Australia.
- Wolff, S., O'Donncha, F., Chen, B. 2020. Statistical and machine learning ensemble modelling to forecast sea surface temperature. *J. Mar. Syst*, 208: 103347.
- Woodruff, S.D., Diaz, H.F., Kent, E.C., Reynolds, R.W., Worley, S.J. 2008. The Evolving SST Record from ICOADS, in: *Climate Variability and Extremes during the Past 100 Years*, edited by: Bronnimann, S., Luterbacher, J., Ewen, T., Diaz, H. F., Stolarski, R. S., Neu, U., *Advances in Global Change Research*. 33, Springer, Dordrecht, The Netherlands,
- Wu, A., Hsieh, W.W., Tang, B. 2006. Neural network forecasts of the tropical Pacific Sea surface temperatures. *Neural Netw., Earth Sci. and Env. App. of Compu. Intell*, 19: 145–154.
- Xu, W., Li, C., Dou, Y., Zhang, M., Dong, Z., Jia, D., Ban, X. 2021. Optimizing the weights and thresholds in dendritic neuron model using the whale optimization algorithm. In *Journal of Physics: Conference Series* 2025: 1, 012037. IOP Publishing.
- Yadav, R.N., Kalra, P.K., John, J. 2007. Time series prediction with single multiplicative neuron model, *App. S. Com*, 7: 1157-1163.
- Yilmaz, A., Yolcu, U. 2022. Dendritic neuron model neural network trained by modified particle swarm optimization for time-series forecasting. *J. For*, 41(4): 793-809.
- Yu, X., Shi, S., Xu, L., Liu, Y., Miao, Q., Sun, M. 2020. A novel method for sea surface temperature prediction based on deep learning. *Mathematical Problems in Engineering*, (1): 6387173.
- Zanna, L. 2012. Forecast Skill and Predictability of Observed Atlantic Sea Surface Temperatures. *J. Clim*, 25: 5047–5056.
- Zhang, S., Qin, J., Ren, H. L. 2024. The impact and mechanism analysis of preceding sea surface temperature anomalies on summer runoff in the Yangtze River basin and its southern region. *Inte. J. of Clima*, 44(5): 1440-1453.
- Zhang, Z., Pan, X., Jiang, T., Sui, B., Liu, C., Sun, W. 2020. Monthly and quarterly sea surface temperature prediction based on gated recurrent unit neural network. *J. of Mar. Sci. and Engin*, 8(4): 249.
- url-1. https://climatereanalyzer.org/clim/t2_daily/?dm_id=world
- url-2. <https://www.nasa.gov>

ÖZGEÇMİŞ

Gamze GENÇ İlköğretimini İstanbul'da tamamladı. 2004 yılında Halil Akkanat Çok Programlı Lisesi'nde okumaya başlayıp 2008 yılında Konya Mehmet Akif Ersoy Lisesi Fen Bilimleri Bölümünde mezun oldu. 2008 yılında başladığı Akdeniz Üniversitesi Su Ürünleri Fakültesi Su Ürünleri Mühendisliği Bölümünü 2012 yılında bitirdi. 2020 yılında Giresun Üniversitesi Biyoloji Anabilim Dalında başladığı yüksek lisans öğretimine halen devam etmektedir.