LİMAN KAPASİTE ARTIŞLARININ MODELLENMESİ

Rıfat TÜR

DOKTORA TEZİ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Aralık 2009
ANKARA

Rıfat TÜR tarafından hazırlanan LİMAN KAPASİTE ARTIŞLARININ MODELLENMESİ adlı bu tezin Doktora tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Prof.Dr. Can E. BALAS …….....…….
Tez Danışmanı, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği ile İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Prof.Dr. Ayşen ERGİN …….....…….
İnşaat Mühendisliği AD, Orta Doğu Teknik Üniversitesi
Prof.Dr. Can E. BALAS …….....…….
İnşaat Mühendisliği AD, Gazi Üniversitesi
Prof.Dr. Ahmet Cevdet YALÇINER …….....
İnşaat Mühendisliği AD, Orta Doğu Teknik Üniversitesi
Yrd.Doç.Dr. Önder KOÇYİĞİT .....…….....
İnşaat Mühendisliği AD, Gazi Üniversitesi
Yrd.Doç.Dr. Asu İNAN …….....
Kazaların Çevresel ve Teknik Araştırması AD, Gazi Üniversitesi

Tarih: 28/12/2009

Bu tez ile Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Doktora derecesini onamıştır.

Prof.Dr. Bilal TOKLU …….
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Rıfat TÜR

LİMAN KAPASİTE ARTIŞLARININ MODELLENMESİ
(Doktora Tezi)

Rıfat TÜR

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
Aralık 2009

ÖZET

Bu çalışmada, bir liman için büyük önem arz eden revizyon planlarına altlık oluşturan elleçleme kapasitesinin ileriye yönelik tahmini için yapay zeka tabanlı Liman Kapasite Tahmin Modeli (KAPTAM) geliştirilmiştir. KAPTAM, diğer kapasite tahmin modellerinden farklı olarak deterministik, stokastik ve yapay zeka tabanlı üç adet modülden oluşmaktadır. Yapay zeka (neurofuzzy) modülü, liman elleçleme kapasitesini literatürdeki yapay sinir ağı tabanlı modellere kıyasla yüksek bir doğruluk ile tahmin edebilen bu alandaki ilk uygulamadır. Bu modül, toplam elleçleme miktarı üzerinden tahmin yapan zaman gecikmeli bir modüldür.

KAPTAM'da, hata oranları ve tahmin tutarlığı açısından en uygun modül işletilmektedir. Model, veri setinin yapısına bağlı olarak öncelikle neurofuzzy modülünü işletmekte, hata parametreleri sonuçlarına ve tahmin yeterliliğine bağlı olarak çözümü çoklu nonlineer regresyon ve zaman serisi modüllerine yönlendirmektedir. Model, örnek bir uygulama olarak seçilen T.C. Denizcilik Müsteşarlığı'ndan elde edilen Mersin Limanı yükleme ve boşaltma verilerine uygulanmıştır. Ayrıca çalışma kapsamında, Mersin Limanın kurulu kapasitesi belirlenerek modelden elde edilen tahmini elleçleme kapasitesine hangi yıl ulaşacağı belirlenmiştir. Liman elleçleme kapasitesinin arttırılması yönünde liman ekipmanlarının alımı ve liman fiziksel özelliklerinin iyileştirilmesi

şeklinde revizyon senaryoları öngörülmüştür. Geliştirilen tahmin modeli Mersin Limanı'na başarıyla uygulanmıştır.

Bilim Kodu : 911.1.083
Anahtar Kelimeler : Elleçleme kapasitesi, neurofuzzy, zaman serisi analizi, çoklu nonlineer regresyon, Mersin Limanı, KAPTAM
Sayfa Adedi : 156
Tez Yöneticisi : Prof.Dr. Can E. BALAS

MODELLING OF CAPACITY INCREASE OF PORTS

(Ph.D. Thesis)

Rıfat TÜR

GAZI UNIVERSITY

INSTUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

December 2009

ABSTRACT

In this study, an artificial intelligence based Port Capacity Prediction Model (CAPREM) was devoleped to predict handling capacity which forms the basis of revision plans that have considerable importance for ports. Time delayed multiple nonlinear regression, neurofuzzy and time series analysis sub-models were used to predict handling capacity of ports, error ratios and correlation values were computed to compare the results. This new model in port capacity planning was suggested to consider inherent uncertainties in the handling capacity by the application of deterministic, probabilistic and artificial intelligence sub-models. The artificial intellegence (neurofuzzy) sub-model is a time lagged total handling prediction model and it was the first model that gave a better prediction in port handling capacity as compared to neural network models in the literature.

Loading and unloading data of Mersin Port obtained from Undersecreteriat of Maritime Affairs were used for the application of the model. The existing capacity of Mersin Port and the time required to reach handling capacity were predicted by the developed model. Revision scenarios to increase the handling capacity of the port, such as purchasing various port equipment and improvement of port configuration were suggested. The newly developed model was successfully applied to Mersin Port.

Science Code : 911.1.083
Key Words : Handling capacity, neurofuzzy, time series analysis, multiple nonlinear regression, Mersin Port, CAPREM
Page Number : 156
Adviser : Prof.Dr. Can E. BALAS

TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren, desteğini hiçbir zaman esirgemeyen değerli hocam Prof.Dr. Can E. BALAS'a,

Doktora yaptığım süreç içinde Kıyı Mühendisliği alanında yetişmemde emeğini ve görüşlerini benden esirgemeyen değerli hocam Prof.Dr. Lale BALAS'a;

Tez çalışmalarım boyunca fikirleri ve kişiliği ile beni yönlendiren, desteğini esirgemeyen değerli hocam Prof.Dr. Ayşen ERGİN'e,

Ve son olarak daima her konuda yanımda olan, beni maddi ve manevi yönden destekleyen anneme, babama ve kardeşime ayrıca, göstermiş olduğu sabır ve vermiş olduğu destek için eşim Av. Emine TÜR'e minnetlerimi sunuyorum.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv

ABSTRACT vi

TEŞEKKÜR viii

ÇİZELGELERİN LİSTESİ xii

ŞEKİLLERİN LİSTESİ xiii

SİMGELER VE KISALTMALAR xviii

1. GİRİŞ 1

2. LİTERATÜR TARAMASI 8

2.1. Su Kaynakları (Hidroloji) Alanındaki Çalışmalar 8

2.2. Deniz Mühendisliği Alanındaki Çalışmalar 10

3. YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ VE ZAMAN SERİSİ ANALİZİ 16

3.1. Bulanık Mantık 16

3.1.1. Bulanık mantık kavramı 18

3.1.2. Bulanık mantığın avantaj ve dezavantajları 24

3.2. Yapay Sinir Ağları 25

3.2.1. Biyolojik ve yapay sinir hücreleri 25

3.2.2. Yapay sinir ağlarının yapısı 27

3.3. Neurofuzzy…… 32

3.3.1. Genel olarak neurofuzzy ve ANFIS yapısı 33

3.4. Zaman Serisi Analizi 35

3.4.1. Zaman serisinin özellikleri 37

Sayfa

3.4.2. Zaman serisi analiz süreci 40

3.4.3. Box-Jenkins tahmin modelleri..... 41

3.4.4. Model belirleme aşamaları 42

4. KAPASİTE TAHMİN MODELİ (KAPTAM) 46

5. ÖRNEK UYGULAMA: MERSİN LİMANI 51

5.1. Mersin Limanı Genel Özellikleri..... 51

5.2. Neurofuzzy Modülü..... 53

5.2.1. t-5, t-3, t-1 elleçleme tahmin modeli 53

5.3. Zaman Serisi Modülü 59

5.3.1. Yükleme kapasitesi tahminleri 59

5.3.2. Boşaltma kapasitesi tahminleri..... 64

5.4. Çoklu Nonlineer Regresyon Modülü..... 69

5.4.1. Yükleme kapasitesi tahminleri 70

5.4.2. Boşaltma kapasitesi tahminleri..... 84

5.4.3. Modellerin karşılaştırılması ve toplam elleçleme miktarının belirlenmesi 97

5.5. Geliştirilen Modelin Elleçleme Tahminleri..... 103

5.6. Liman Elleçleme Ekipmanları Envanteri 104

5.7. Mersin Limanının Kurulu Kapasitesinin Hesabı 106

5.7.1. Elleçleme ekipmanları ve elleçleme kapasiteleri 108

5.7.2. Mersin Limanı toplam kurulu elleçleme kapasitesi 109

5.7.3. Mersin Limanı kurulu kapasitesinin arttırılmasına yönelik alternatif revizyon senaryoları..... 110

Sayfa

6. SONUÇ VE ÖNERİLER 113

KAYNAKLAR…….. 116

EKLER…….. 128

EK-1. Neurofuzzy model sonuçları 129
EK-2. Zaman serisi model sonuçları..... 130
EK-3. Yükleme miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri . 131
EK-4. Boşaltma miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri. 136
EK-5. Çoklu nonlineer regresyon model sonuçları..... 141
EK-6. Mersin Limanı elleçleme tahminleri (çoklu nonlineer regresyon)..... 142
EK-7. Mersin Limanı elleçleme tahminleri (neurofuzzy)..... 144
EK-8. Neurofuzzy modülü tahmin değerlerinin %95 güvenilirlik için alt ve üst limit değerleri..... 145
EK-9. Mersin Limanı elleçleme tahminleri (zaman serisi)..... 146
EK-10. Zaman serisi modülü tahmin değerlerinin %95 güvenilirlik için alt ve üst limit değerleri..... 147
EK-11. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler (genel kargo)..... 150
EK-12. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler (konteyner) 151
EK-13. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler (dökme katı)..... 152
EK-14. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler (dökme sıvı)..... 153

ÖZGEÇMİŞ…….. 154

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 3.1. Bulanık küme işlem ve ifadeleri 20

Çizelge 3.2. Durulaştırma mekanizması tipleri 23

Çizelge 3.3. Durulaştırma mekanizmalarının matematiksel olarak ifadesi 24

Çizelge 5.1. t-3, t-2, t-1 örnek modeli için alt modeller ve denklemleri 70

Çizelge 5.2. t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri 71

Çizelge 5.3. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri 73

Çizelge 5.4. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri 76

Çizelge 5.5. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri 78

Çizelge 5.6. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri 81

Çizelge 5.7. t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri 84

Çizelge 5.8. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri 86

Çizelge 5.9. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri 89

Çizelge 5.10. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri 92

Çizelge 5.11. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri 94

Çizelge 5.12. Mersin Limanı elleçleme ekipmanları 105

Çizelge 5.13. Mersin Limanı kurulu elleçleme kapasitesinin aşılacağı tahmini yıllar 110

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 3.1. Küme işlemlerinin üyelik fonksiyonları ile tanımlanması 21

Şekil 3.2. Üyelik fonksiyonunun öz, destek ve geçiş bölgeleri..... 22

Şekil 3.3. Biyolojik sinir hücresi 26

Şekil 3.4. Yapay sinir hücresi..... 26

Şekil 3.5. İleri beslemeli denetimli yapay sinir ağı 28

Şekil 3.6. Elman tipi yapay sinir ağı..... 31

Şekil 3.7. İki girişli ve dört kurallı bulanık Sugeno modelin ANFIS yapısı 33

Şekil 3.8. Zaman serisinin dalgalanmasına etki eden bileşenler 39

Şekil 3.9. Box-Jenkins modelinin akış şeması 42

Şekil 4.1. Neurofuzzy tahmin modülü..... 47

Şekil 4.2. Zaman serisi tahmin modülü 48

Şekil 4.3. Çoklu Nonlineer regresyon tahmin modülü..... 49

Şekil 4.4. KAPTAM modeli..... 50

Şekil 5.1. t-5, t-3, t-1 ellçeleme tahmin modelinin mimarisi..... 54

Şekil 5.2. t-5 girdi değişkenine ait üyelik fonksiyonu..... 54

Şekil 5.3. t-3 girdi değişkenine ait üyelik fonksiyonu..... 55

Şekil 5.4. t-1 girdi değişkenine ait üyelik fonksiyonu..... 55

Şekil 5.5. t-5 ve t-3 değişkenleri arasındaki ilişkinin üç boyutlu görünümü..... 55

Şekil 5.6. t-5 ve t-1 değişkenleri arasındaki ilişkinin üç boyutlu görünümü..... 56

Şekil 5.7. t-5, t-3, t-1 alt modeli eğitim aşaması performans değerleri 56

Şekil 5.8. t-5, t-3, t-1 alt modeli test aşaması performans değerleri..... 57

Şekil 5.9. t-5, t-3, t-1 alt modeli eğitim aşaması korelasyon değerleri..... 57

Şekil **Sayfa**

Şekil 5.10. t-5, t-3, t-1 alt modeli test aşaması korelasyon değerleri 58

Şekil 5.11. t-5, t-3, t-1 alt modeline ait elleçleme tahminleri 58

Şekil 5.12. ARIMA (3 2 0) modeli yükleme tahminleri..... 59

Şekil 5.13. ARIMA (3 2 0) modeli korelasyon değeri 60

Şekil 5.14. ARIMA (3 2 0) modeli korelogramı 60

Şekil 5.15. ARIMA (4 2 0) modeli yükleme tahminleri..... 61

Şekil 5.16. ARIMA (4 2 0) modeli korelasyon değeri 61

Şekil 5.17. ARIMA (4 2 0) modeli korelogramı 62

Şekil 5.18. ARIMA (5 2 0) modeli yükleme tahminleri 62

Şekil 5.19. ARIMA (5 2 0) modeli korelasyon değeri 63

Şekil 5.20. ARIMA (5 2 0) modeli korelogramı 63

Şekil 5.21. ARIMA (3 2 0) modeli boşaltma tahminleri..... 64

Şekil 5.22. ARIMA (3 2 0) modeli korelasyon değeri 64

Şekil 5.23. ARIMA (3 2 0) modeli korelogramı 65

Şekil 5.24. ARIMA (4 2 0) modeli boşaltma tahminleri..... 65

Şekil 5.25. ARIMA (4 2 0) modeli korelasyon değeri 66

Şekil 5.26. ARIMA (4 2 0) modeli korelogramı 66

Şekil 5.27. ARIMA (5 2 0) modeli boşaltma tahminleri..... 67

Şekil 5.28. ARIMA (5 2 0) modeli korelasyon değeri 67

Şekil 5.29. ARIMA (5 2 0) modeli korelogramı 68

Şekil 5.30. Zaman serisi ellçeleme kapasitesi tahminleri 69

Şekil 5.31. Model tanımlama indisleri 70

Şekil 5.32. t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları 71

Şekil **Sayfa**

Şekil 5.33. t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi 72

Şekil 5.34. t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları 72

Şekil 5.35. t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri 73

Şekil 5.36. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları 74

Şekil 5.37. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi 74

Şekil 5.38. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları 75

Şekil 5.39. t-3, t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri 75

Şekil 5.40. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları 76

Şekil 5.41. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi 77

Şekil 5.42. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları 77

Şekil 5.43. t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri 78

Şekil 5.44. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları 79

Şekil 5.45. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi 80

Şekil 5.46. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları 80

Şekil 5.47. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri 81

Şekil 5.48. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin hata oranları 82

Şekil 5.49. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi 82

Şekil 5.50. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları 83

Şekil 5.51. t-5, t-3, t-1 modeline ait yükleme tahminleri 83

Şekil 5.52. t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları 84

Şekil 5.53. t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi 85

Şekil 5.54. t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları 85

Şekil 5.55. t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri 86

Şekil **Sayfa**

Şekil 5.56. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları 87

Şekil 5.57. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi..... 88

Şekil 5.58. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları 88

Şekil 5.59. t-3, t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri..... 89

Şekil 5.60. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları 90

Şekil 5.61. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi 90

Şekil 5.62. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları..... 91

Şekil 5.63. t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri 91

Şekil 5.64. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları..... 92

Şekil 5.65. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi..... 93

Şekil 5.66. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları 93

Şekil 5.67. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri..... 94

Şekil 5.68. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin hata oranları..... 95

Şekil 5.69. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi..... 96

Şekil 5.70. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları 96

Şekil 5.71. t-5, t-3, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri..... 97

Şekil 5.72. Yükleme için NRMSE değerlerinin değişimi 98

Şekil 5.73. Yükleme için NMAE değerlerinin değişimi 98

Şekil 5.74. Yükleme için R^2 değerlerinin değişimi 99

Şekil 5.75. Boşaltma için NRMSE değerlerinin değişimi..... 99

Şekil 5.76. Boşaltma için NMAE değerlerinin değişimi..... 100

Şekil 5.77. Boşaltma için R^2 değerlerinin değişimi..... 100

Şekil 5.78. t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı..... 101

Şekil **Sayfa**

Şekil 5.79. t-3, t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı 102

Şekil 5.80. t-4, t-3, t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı 102

Şekil 5.81. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı..... 103

Şekil 5.82. t-5, t-3, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı 103

Şekil 5.83. Mersin Limanı 107

SİMGELER VE KISALTMALAR

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

Simgeler	**Açıklama**
f	Fonksiyon
μ	Üyelik derecesi
$\cup$	Birleşim
$\cap$	Kesişim
x	Değişken
$\prod$	Çarpım
$\sum$	Toplam
R_e	Bağıl Hata
R^2	Korelasyon Katsayısı
L	Yükleme
UL	Boşaltma
H	Elleçleme
NL	Nonlineer
NF	Neurofuzzy

Kısaltmalar	Açıklama
AI	Yapay Zeka
ANFIS	Uyarlamalı Ağ Temelli Bulanık Çıkarım Sistemi
ANN's	Yapay Sinir Ağları
AR	Otoregresif
ARIMA	Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama
ARMA	Otoregresif Hareketli Ortalama
ARX	Çok Değişkenli Otoregresif Model
DLH	Demiryollar, Limanlar, Havameydanları
DWT	Brüt Yük Taşıma Kapasitesi (Dead Weight Tonnage)
FL	Bulanık mantık
GA	Genetik Algoritma
GSMH	Gayri Safi Milli Hasıla
IF-THEN	Eğer – İse
KAPTAM	Kapasite Tahmin Modeli
MA	Hareketli Ortalama
MAE	Ortalama Mutlak Hata
NMAE	Normalize Ortalama Mutlak Hata
NRMSE	Normalize Hataların Karesinin Karekökü
RMSE	Hataların Karesinin Karekökü
T.C.	Türkiye Cumhuriyeti
TCDD	Türkiye Cumhuriyeti Devlet Demiryolları

TEU	Birim Konteyner Depolama Kapasitesi (Twenty Foot Equivalent Unit)
TS	Takagi-Sugeno

1. GİRİŞ

Tahmin, çoğunlukla geçmişin analiz edilmesi ve analize bağlı olarak geleceğin tahmin edilmesi şeklinde uygulanan bilimsel bir yöntemdir [1]. Ayers [2], tahmini tehlikelerle kuşatılmış zor bir görev olarak tanımlamıştır. Burada zorluğu oluşturan tehlikelerden kasıt, verilerin belirsiz ve güvenilmez oluşu, gerçek dünyanın karmaşık ve birbirleri ile etkileşim halinde olan birçok faktörü barındırması gibi durumlardır. Tahmin yapılacak durumun nicel ve nitel olmasına bağlı olarak, matematiksel ve istatistiksel modeller kullanılmaktadır. Niceliksel metotlar, genellikle uzmanların fikirleri ile oluşturulur iken, niteliksel metotlar istatistiksel teknikleri temel almaktadırlar [3]. İstatistiksel metotlar geçmişe ait verilerin işlenmesi ile elde edilen bilgilerin ışığında, geleceğe yönelik tahminlerin yapılması olarak da tanımlanabilirler.

İstatistiksel metotlar, zaman serileri analizi (time series analysis) ve nedensel (causal) modeller olarak ikiye ayrılabilirler. Bir rastgele değişkenin zaman içinde aldığı değerlerin yine zaman içinde belli aralıklarla izlenmesi halinde zaman serisi elde edilir [4]. Bir başka değişle; değişkenin geçmiş zaman içinde almış olduğu değerler izlenerek geleceğe yönelik bir tahmin elde edilmektedir. Örnek olarak aşağıda eski yıllara ait liman yükleme miktarı (Loading = L) bir zaman serisi olarak tanımlanmıştır;

$$L_{(t)} = f\,(L_{(t-1)}, L_{(t-2)}, L_{(t-3)}, L_{(t-4)}, L_{(t-5)}, L_{(t-6)}, \ldots\ldots\ldots, \text{hata})$$

Yukarıdaki modelde, önceki yıllara ait yükleme verilerinden yaralanarak, gelecek yıllara ait yükleme verilerinin tahmin edildiği bir model görülmektedir. Burada tahmin edilecek yükleme miktarı, önceki yıllarda yapılmış olan yükleme miktarlarından oluşan bir fonksiyondur. Burada yükleme miktarını gösteren "L" simgesinin alt indisi olarak belirtilmiş olan t-1, t-2….t-6, değerleri zaman gecikme süresini ifade etmektedir.

Diğer taraftan nedensel modellerde bir veya daha fazla bağımsız değişkenin tahmin üzerine etkili olduğu durumlarda ise model aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

L = f (hinterlandın nüfus artışı, Gayri Safi Milli Hasılanın (GSMH) değişimi, liman revizyon planları) + hata

Bu örnekte ise, yükleme miktarına etki edeceği düşünülen parametrelerdeki değişimleri dikkate alan bir model görülmektedir. Söz konusu parametrelerdeki değişimler tam olarak modellenemezler ve parametreler arasındaki ilişki tam olarak ortaya konulamaz. Bu sebeple modele, değişkenlerdeki tahmin edilemeyen değişimleri ifade eden hata terimi dahil edilmektedir.

Farklı tipte tahmin problemleri için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler arasında; regresyon analizi (regression analysis), hareketli ortalama (moving average), üstel yumuşatma (exponential smoothing), direkt yumuşatma (direct smoothing) ve Box-Jenkins modelleri sayılabilir [5]. Eğer problem tek veya çift bağımlı değişkenler içeriyor ise, sonuç değişkeni yüksek orana sahip bir doğrulukla tahmin edilebilmektedir. Bununla birlikte bu metotları yetersiz ve kısıtlayıcı kılan durumlarda bulunmaktadır. Bunlardan birincisi, tahmin yapılan alanın çok karmaşık olması ve tahmine etki eden çok fazla değişkenin bulunmasıdır ki, tahmin modelinin matematiksel olarak ifade edilmesi olanaklı olmayabilir. Bir diğer durum ise, tahmin yapılacak alanın sürekli olarak bir değişim eğilimi içinde bulunmasıdır. Bu eğilim değişimi, tahminin güncelliğini olumsuz olarak etkilemektedir. Geleneksel metotlar değişimleri öğrenemezler ve tahminlerin doğruluk dereceleri olumsuz yönde etkilenir. Özellikle liman kapasitesinin tahmininde yükleme ve boşaltma hacmini etkileyen çok fazla parametre bulunmaktadır. Bunlar arasında birinci duruma örnek olarak, hinterlandın nüfus artış oranı, GSMH'daki değişimler ve limana gelen ve giden yüklerin ulaştırılması aşamasında kullanılan ulaşım türleri verilebilir. İkinci duruma örnek ise, tahmin yapılacak yıllar içinde limana yapılacak olan yatırımlar ve revizyon planlarıdır. Bu denli dinamik bir yapının en önemli unsuru olan yükleme ve boşaltma kapasitesi tahmini oldukça karmaşık bir tahmin modelini gerektirmektedir.

Zaman serisi analizi, zaman içinde yapılmış olan gözlem seti ile oluşturulmaktadır. Bu analiz, gözlem verilerinin zaman içindeki davranışlarının anlaşılması ile yapılabilmektedir. Gözlem verilerinin davranışı sistemin gelecekteki davranışını tahmin etmekte kullanılmaktadır. Birbirini izleyen gözlem verilerinin birbirinden genelde bağımsız olması zaman içinde yapılmış olan gözlemlerin zaman sırasını gözetmeyi gerektirir ki bu zaman serisinin karakteristik özelliğidir. Ardışık gözlemlerin bağımlı olduğu durumlarda, geçmiş verilerden gelecekteki veriler daha kolay tahmin edilebilir. Fakat zaman serileri ile analiz gözlem verilerinin sayısına ve yapısına bağlı olarak sınırlı bir tahmin süresine cevap verebilmektedir. Buna karşın, sinir ağı, öğrenebilme yeteneğine sahip ve veri setine en uygun fonksiyonu türetebilen bir yapıya sahiptir. Bulanık sistemler ise sinir ağlarının yukarıda belirtilen özelliklerine ilave olarak uzman bilgisini de barındıran bir yapıdadır ve bu tahmin modellerinde doğruluğu arttıran bir durumdur.

Son yıllarda, yapay zeka (AI, Artificial Intelligence) yöntemleri geniş çaplı uygulama alanları bulmuştur. Bu amaçla geliştirilen teknikler arasında, yapay sinir ağları (ANNs, Artificial Neural Networks), bulanık mantık (FL, Fuzzy Logic) [6] ve genetik algoritmalar (GA, Genetic Algorithms) vd. sayılabilir. Yapay zeka tekniklerinin güçlü yanı, girdi parametreleri arasındaki karmaşık ilişkileri kavrayabilme yetenekleridir. Nonlineer regresyon'a benzer tümevarımsal sonuç çıkarma mekanizmasına sahip yapay zeka teknikleri karmaşık yapıların anlaşılabilmesi ve doğru tahminlerin yapılabilmesi açısından gerekli istatistiksel araçlardır [7-9]. Son yıllardaki çalışmalar göstermiştir ki, lineer olmayan ilişkiler içeren çalışma alanlarında yapay zeka tekniklerinin kullanılması, tahmin sonuçlarının doğruluğunu ve güvenilirliğini arttırır yöndedir.

Denizyolu Taşımacılığının Önemi

Ulaştırma sektörünün, diğer sektörlerle olan ilişkisi nedeniyle ülkelerin ekonomik, sosyal ve kültürel gelişmelerinde çok önemli bir yeri vardır. Gerek sanayi hammaddesini oluşturan yükleri bir seferde büyük miktarlarda taşıma özelliği, gerekse taşıma maliyetinin demiryoluna göre 3,5, karayoluna göre 7 ve havayoluna

göre 22 kat daha ucuz olması deniz yolu taşımacılığının ekonomik öneminin belirgin bir göstergesidir. Yük taşımacılığının hızlı, güvenli ve ekonomik olması yanında çevreyi en az kirletmesi ve ton-km başına tükettiği enerjinin az olması, bakım onarım kolaylığı ve yatırım maliyeti ulaştırma türlerinin tercihinde özenle dikkat edilmesi gereken hususlardandır [10]. Özellikle ağır yük, önemli hacimde sıvı ve kuru yük taşımacılığı söz konusu olduğunda denizyolu taşımacılığı vazgeçilmez kabul edilmektedir [11].

Üç tarafı denizlerle çevrili ve 8 333 km kıyı uzunluğuna sahip olan Türkiye, belirli trafik ve taşıma uzaklığı koşullarında en ucuz ve güvenli yol olan denizyolu ulaşımının beklenildiği biçimde, gelişmiş ülkeler düzeyinde akılcı, verimli ve ekonomik kullanımı ihmal etmiştir. Son on yıllık dönemde ulaştırma yatırımları içinde denizyolu payının ortalama %2,4 oranında olması bu durumu çok açık bir şekilde göstermektedir. Diğer taraftan dış ticaret taşımalarının %87,2'si en ucuz ve ekonomik taşıma sistemi olan denizyolu ile yapılmasına karşın, kabotaj taşımaları %3,6 gibi çok düşük bir değerde kalmıştır.

Elleçleme Kapasitesinin Tahmini

Limanların yükleme boşaltma kapasitelerinin belirlenmesi ve gelecek yıllarda elleçlenecek yük miktarının tahmin edilmesi, özellikle liman revizyon planlarının oluşturulması ve fizibilite etüdü çalışmalarında çok önemli bir yer tutmaktadır. Limanların ileriki yıllarda ekonomik durumunu şekillendirecek olan en önemli parametreler yükleme ve boşaltma miktarlardır. Limanların aynı coğrafya içindeki komşu limanlarla rekabet gücünün devamı açısından, ileriye dönük elleçleme kapasitesinin önceden bilinmesi, gerekli revizyon planlarının oluşturulması ve izlenecek stratejilerin belirlenmesi açısından hayati öneme sahiptir. Limanların kurulu elleçleme kapasitesinin hangi yıl aşılacağının bilinmesi liman elleçleme ekipmanlarına yapılacak yatırımın tipini, miktarını ve elleçleme ekipmanlarının çeşitlerini belirlemede bir yol göstericidir.

Elleçleme kapasitesinin belirlenmesinde birçok faktörün etkin olması ve birbirleri ile etkileşimi yanında belirsizlik kaynaklarının fazlalığı problemin çözümünü karmaşık bir hale getirmektedir. Literatürde genellikle konteyner elleçleyen limanların kapasite tahminleri üzerine yapılan araştırmalar ön plana çıkmaktadır. Tahmin çalışmaları konteyner adedi üzerinden yapılmakta ve yapılan tahminler stok alanlarının tanzimi, elleçleme ve diğer operasyonlar için optimum sürenin belirlenmesi gibi yönetimsel süreçlerin planlanmasında kullanılmaktadır.

Günümüzde büyük limanlar konteynerler ile yapılan yük taşımacılığına yönelmektedir. Stoklama ve elleçleme hizmetlerini kolaylaştırması ve zaman-maliyet açısından avantajları konteyner ile yük taşımacılığını cazip hale getirmiştir. Ancak ülkemizde limanlar ağırlıklı olarak konteyner dışındaki yük tiplerini (dökme katı, sıvı vs.) elleçlemektedirler.

Elleçlenen yük tiplerinin çeşitli olduğu limanlarda tahmin modelini toplam elleçleme üzerinden yapılmasını gerektirmektedir. Konteyner dışındaki diğer yük tiplerinin ton birimi üzerinden elleçlenmesi ve limanlarda konteyner trafiğinin de artıyor olması, hem tahmin modelinin homojenliği hem de doğruluğu açısından, konteyner elleçlemelerinin de tonajları üzerinden değerlendirilmesi gerekliliğini doğurmaktadır.

Çalışmanın amacı ve kapsamı

Yukarıda da belirtildiği gibi limanların revizyon planlarının oluşturulması ve stratejik planların yapılması aşamasında elleçleme miktarlarının ileriye dönük olarak tahmin edilmesi birçok bakımdan önem taşımaktadır. Ekonomik, politik ve siyasi yapının sürekli belirsizlik ve değişim eğiliminde olduğu ülkelerde denizyolu taşımacılığının bel kemiğini oluşturan limanların, makro düzeyde ileriye dönük stratejilerinin belirlenmesi ve mikro düzeyde de revizyon planlarının yapılması oldukça zor bir süreçtir.

Liman elleçleme kapasitelerinin tahmininde en çok uygulanan yöntem, basitliği ve zaman tasarrufu avantajları ile lineer regresyon modelleridir. Böylesine dinamik bir

sistemin geleneksel tahmin yöntemleri ile tahmini oldukça zor oluğundan, esnek tahmin modellerinin geliştirilmesi hedeflenmiştir. Liman revizyon planlarında elleçleme kapasitesinin tahmini liman kurulu kapasitesinin hangi yılda aşılacağının bilinmesi ve yatırım planlarının yapılması açısından önemlidir. Bu amaçla neurofuzzy, zaman serisi ve çoklu nonlineer regresyon modüllerinden oluşan bir model (KAPTAM) geliştirilmiştir. KAPTAM, klasik tahmin modellerinden farklı olarak hem deterministik hem de stokastik modelleri bünyesinde barındırmaktadır.

Çalışmanın uygulama kısmını oluşturan Mersin Limanı, uzun yıllar Türkiye Cumhuriyeti Devlet Demiryolları (TCDD) işletmesinde olan büyük bir liman olması, verilerin düzenli ve uzun süreli olarak kaydedilmiş olması sebebi ile geliştirilen elleçleme tahmin modeli için uygun bir çalışma sahasıdır. KAPTAM modüllerinin performansları değerlendirilip en doğru sonuçları veren modül işletilmiştir. KAPTAM neurofuzzy modülü ile tahmin işlemine başlamaktadır. İlk modülden elde edilen bilgiler eğer ilk modülün yetersiz olması durumunda izlenmesi gereken prosedürü ortaya koymaktadır.

Önerilen model sonucunda, elleçleme miktarı tahmin edilmiştir. Tahmin, limanın kurulu kapasitesinin hangi yıl üzerine çıkılacağını ve miktarını belirlemektedir. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda liman için kapasitenin aşıldığı yıl yapılması gereken revizyon planı öngörülmüştür. Planda elleçleme kapasitesini arttıracak olan bir takım elleçleme ekipmanlarının temin edilmesini öngören alternatifler sunulmuştur.

Bu çalışma kapsamında, ikinci bölümde yapay zeka tekniklerinin ve zaman serisi analizi yönteminin İnşaat Mühendisliği ve özellikle kıyı mühendisliği alanındaki uygulamaları ele alınmış ve bu çalışmalardan elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir. Yapay zeka teknikleri başlığı altında bulanık mantık, yapay sinir ağları, neurofuzzy yöntemleri ve ayrıca zaman serisi analizi yöntemi üçüncü bölümde özet olarak verilmiştir. Dördüncü bölümde, KAPTAM'ın işleyişi hakkında bilgi verilmiştir. Beşinci bölümde, revizyon planlarının hareket noktasını oluşturan elleçleme miktarının tahminleri üzerine KAPTAM aracılığı ile geliştirilen modüller ve sonuçları sunulmuştur. Ayrıca elde edilen tahmin sonuçlarının performansları

karşılaştırılmıştır. Son bölümde ise, dördüncü bölümde geliştirilen model doğrultusunda liman kurulu elleçleme kapasitesinin üzerine çıkıldığı tarih itibari ile limanda yapılabilecek olası elleçleme kapasitesini arttırmaya yönelik senaryolar sunulmuştur.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Bir çok mühendislik dalında olduğu gibi İnşaat Mühendisliği alanında da yapay zeka teknikleri geniş uygulama alanı bulmaktadır. Özellikle son yıllarda yapay zeka teknikleri yüksek derecede belirsizlik içeren problemlerin çözümünde klasik yöntemlere iyi bir alternatif oluşturmaktadır. Yapay zeka tekniklerinin geneline bakıldığında uygulamada en çok karşılaşılan yöntemler yapay sinir ağları, bulanık mantık ve genetik algoritmalardır. Diğer yöntemlere kıyasla daha az uygulama alanı bulan genetik algoritmalar genelde atık su ve kanalizasyon şebekelerinin tasarımında ve optimizasyonunda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerine bakıldığında ise en çok uygulama Hidrolik bilim dalında yapılmıştır. Özellikle geçmiş gözlem verilerine dayanan Hidroloji ve Kıyı Mühendisliği konularında tahmin amaçlı birçok model geliştirilmiştir. Geliştirilen modeller genellikle yapay sinir ağları yöntemi ile geliştirilmiş olup, sonuçlar zaman serileri analizi, regresyon analizi vb. deterministik metotlarla karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar özellikle tahmin modelleri dikkate alındığında söz konusu yeni yöntemleri tahmin tutarlılığı açısından destekler yöndedir.

Son beş yıl içinde geliştirilen tahmin modellerinde, her iki yöntemin karma olarak kullanıldığı neurofuzzy yöntemi ile, yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinin dezavantajlarını giderilerek, her iki yöntemin avantajlı olarak gösterilebilecek yönlerini birleştirilmiştir.

Yapılan çalışmalar geneline bakılacak olunursa, belli başlı çalışmalar konularına göre aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

2.1. Su Kaynakları (Hidroloji) Alanındaki Çalışmalar

İnşaat Mühendisliğinin, Hidrolik alanında yapay zeka tekniklerinin en çok uygulandığı alt bilim dalı Su Kaynaklarıdır. Literatürde Su Kaynakları ile ilgili

çalışmalar çok çeşitli olup genellikle buharlaşma, akarsu-göl seviyesi, sediment konsantrasyonu ve yağış-akış ilişkisi tahminleri üzerine birçok uygulama bulunmaktadır.

Sediment taşınım miktarının tahmini üzerine çalışmalar genellikle zaman serileri halinde elde edilmiş veri setlerinin yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemleri ile analizi şeklinde yapılmaktadır. Sediment miktarı tahmin modellerinde bulanık mantık uygulamaları genellikle sediment konsantrasyonuna etki ettiği düşünülen parametrelerin kullanıldığı uzman öngörüsü ile oluşturulan bir kural tabanına bağlı olarak geliştirilmektedir [12-14]. Yapay sinir ağları ile sediment miktarının tahmini, genellikle en uygun çözümün farklı algoritmaların denenmesi ile elde edilebilmektedir [15]. Modellerde genel olarak, daha önce gözlemlenen sediment ölçümlerinden oluşan veri setinin bir kısmı ile ağ eğitilmekte geri kalan veri seti ile modelin test edilmektedir [16]. Genellikle model sonucunda elde edilen tahmin sonuçları otoregresif modeller (AR, Autoregressive), hareketli ortalama modeller (MA, Moving Average), otoregresif hareketli ortalama modeller (ARMA, Auto-Regressive Moving Average) ve bütünleşik otoregresif hareketli ortalama modeller (ARIMA, Autoregressive Integrated Moving Average) veya sediment anahtar eğrileri ile karşılaştırılmaktadır. Modellerin genellikle diğer yöntemlere kıyasla daha doğru sonuçlar verdiği görülmektedir.

Akarsu veya göl seviyesinin tahminine yönelik modellerin büyük bir kısmı önceki yıllara ait seviye ölçümlerinin yapay sinir ağına öğretilmesi ile geliştirilmektedir [17-19]. Son yıllarda geniş uygulama alanı bulan Takagi-Sugeno (TS) bulanık sonuç çıkarım sistemi ile seviye tahmini yaygınlaşmıştır ve tahmin sonuçlarında yapay sinir ağlarına oranla daha yüksek korelasyon değerleri elde edilmektedir [20,21]. Chang ve Chang [22] çalışmalarında, yapay sinir ağlarının ve bulanık mantığın avantajlarını birleştiren Uyarlamalı Ağ Temelli Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS, Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) yöntemi ile rezervuar su seviyesini tahmin etmişlerdir. Son yıllarda tahmin modellerinin sonuçları klasik yöntemler karşılaştırılmanın yanında, farklı yapay zeka teknikleri ile karşılaştırılır duruma gelmiştir [23].

Literatürde yapay zeka teknikleri kullanımı açısından en çok uygulama alanı bulan hidrolojik çalışmalar, yağış-akış arasındaki ilişkiyi tanımlayan ve akış miktarının tahmin edildiği çalışmalardır. Yağış akış arasındaki nonlineer ilişkinin tanımlanmasında yapay zeka tekniklerinin kullanımı ampirik yöntemlere kıyasla daha doğru sonuçlar vermektedir. Yağış-akış ilişkisinin belirlenmesinde son yıllarda yapay zeka tekniklerinin iç içe geçtiği karmaşık modeller geliştirilmektedir. Fakat ağırlıklı olarak bulanık mantık [24-28], TS modelleri [29-31] ve ANFIS [32,33] yöntemleri kullanılmaktadır. Elde edilen sonuçların doğruluğu çeşitli istatistiksel parametreler yardımı ile test edilmektedir.

2.2. Deniz Mühendisliği Alanındaki Çalışmalar

Yapay zeka tekniklerinin Deniz Mühendisliği alanındaki uygulamaları iki ana başlık altında toplanabilir. Bunlardan birincisi, kıyı yapılarının tasarımı, güvenilirliği ve kirlilik modelleri gibi mühendislik çalışmalarında büyük önem arz eden dalga parametrelerinin (dalga yüksekliği, periyodu vb.) tahmini üzerine yapılan modellerdir. Diğer çalışmalar genellikle liman optimizasyonu ve planlaması ile ilgilidir. Literatürde liman optimizasyon ve planlama çalışmaları diğer Deniz Mühendisliği çalışmalarına oranla oldukça sınırlı sayıdadır. Liman optimizasyon ve planlama çalışmaları genelde konteyner elleçleyen limanlarla sınırlı ve dar kapsamlıdır.

Dalga parametreleri ile ilgili çalışmalar

Balas ve ark. [34], deniz mühendisliği alanında büyük öneme sahip dalga parametrelerinin (belirgin dalga yüksekliği, periyodu) tahminini, geliştirdikleri çok katmanlı geri beslemeli sinir ağı (feed-forward neural network) ve tekrarlamalı sinir ağı (recurrent neural network) modelleri ile yapmışlardır. Elde ettikleri sonuçları AR ve ARX (Autoregressive Models with Exogenous Inputs) genel stokastik modeller ile kıyaslamışlardır. Sonuç olarak sinir ağlarının stokastik modellere oranla daha doğru sonuçlar verdiğini ve karşılaştırılan iki farklı tipteki sinir ağı modelinden tekrarlamalı sinir ağının daha iyi performans sergilediğini göstermişlerdir.

Landhe ve Deo [35] Hindistan'da iki liman üzerine yaptıkları çalışmada, liman girişindeki dalga yüksekliği ve dağılımını klasik nümerik ve deneysel metotlar yerine yapay sinir ağları ile dalga parametrelerini belirlemişlerdir. Sinir ağının eğitilmesi aşamasında nümerik modelden elde edilmiş olan veriler kullanılmıştır.

Mase ve Kitano [36], ileri beslemeli yapay sinir ağları ile boyutsuz tasarım değişkenleri yardımı ile kompozit dalgakıranlar üzerindeki dinamik dalga basıncı kuvveti üzerine çalışmalar yapmışlardır.

Deo ve Jagdale [37], çalışmalarında genellikle ampirik denklemler veya grafiksel çözümler ile belirlenen dalga kırılma yüksekliği ve derinliğini, yapay sinir ağları yardımı ile tahmin etmişlerdir. Kırılma yüksekliği ve derinliği tahmin değerleri, laboratuar deneylerinden elde edilen veriler ile karşılaştırılmış ve elde edilen sonuçların ampirik grafiklerden elde edilen değerlere kıyasla daha doğru sonuçlar ürettiği gözlenmiştir.

Agrawal ve Deo [38], kompleks nümerik modeller ile hesaplanan dalga yüksekliği tahmini çalışmalarına, stokastik ve sinir ağları yöntemlerini temel alan alternatif bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Çalışmada, ARMA-ARIMA modellerinin yanında 3 katmanlı geri beslemeli sinir ağı modeli dikkate alınmıştır. Hindistan açıklarında 3 saatlik dalga yüksekliği verilerinden yararlanılarak 3, 6, 12 ve 24 saatlik aralıklarla dalga tahmini yapılmıştır. Kısa süreli aralıklarla yapılan tahminlerde, sinir ağları zaman serileri modellerine kıyasla daha doğru sonuçlar verirken, uzun aralıklı dalga tahminlerinde her iki yönteminde benzer sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Gerçek gözlem verileri ile karşılaştırıldıklarında her iki yönteminde tatmin edici sonuçlar üretmiştir.

Deo ve ark. [39] çalışmalarında, üç katmanlı geri beslemeli sinir ağı ile rüzgar hızından belirgin dalga yüksekliği ve ortalama dalga periyodunu elde etmişlerdir. Ağ üç veri seti ve farklı algoritmaların denenmesi ile oluşturulmuştur. Sonuçlar özellikle geniş zaman aralıklarında, derin deniz ve geniş açık alanlarda doğru tahmin sonuçları vermiştir.

Deo ve Kumar [40], çalışmalarında aylık gözlem değerlerini kullanarak haftalık ortalama belirgin dalga yüksekliğini farklı algoritma yapıları kurarak tahmin etmişlerdir. Yine Deo ve Chaudhari [41] yılında yapmış oldukları çalışmalarında gelgit zamanlarında oluşan en yüksek ve en düşük su seviyelerini sinir ağları ile tahmin etmişlerdir.

Yine Hindistan'ın Yanam Körfezinde yapılan çalışmada [42] 3, 6, 12 ve 24 saatlik belirgin dalga yükseklikleri kullanılarak aynı zaman aralıklarına ait bir sonraki belirgin dalga yükseklikleri tahmin edilmiştir. Çalışmada ileri beslemeli denetimli sinir ağları kullanılmış ve elde edilen sonuçlar otoregresif modellerden elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Sinir ağları ile elde edilen tahmin sonuçlarının otoregresif modellerden daha yüksek korelasyon değerlerini işaret ettiği belirlenmiştir.

Tsai ve ark. [43], çalışmalarında geri beslemeli yapay sinir ağı algoritması ile komşu ölçüm istasyonundan sağlanan verileri kullanarak dalga parametresi tahmini yapmışlardır. Yine bu çalışmada da önceki kısa dönemli dalga kayıtlarından yararlanılarak tahmin edilen dalga parametreleri daha doğru sonuçlar vermiştir.

Huang ve ark. [44], New York, Long Island'ın güney sahilleri boyunca uzanan koylarda gerçekleştirdiği çalışmalarında, kıyısal koylardaki su seviyesi değişimlerinin geri yayılımlı sinir ağları ile tahmini yapılmıştır. Saatlik su seviyelerinin ve bağımsız iki veri setinin kullanıldığı model, farklı istasyonlardan arasındaki su seviyeleri arasında kurulması zor olan regresyon analizlerine bir alternatif oluşturmaktadır.

Kazeminezhad ve ark. [45] çalışmalarında ANFIS yöntemi ile elde edilen dalga parametrelerinin tahmini üzerine bir karşılaştırma yapmışlardır. Çalışmada, Ontario gölünde dalga kabarma mesafesi (feç) sınırlı durum için dalga ve rüzgar verileri kullanılmıştır. ANFIS'den elde edilen tahminlerin daha yüksek korelasyon değerleri gösterdiği belirlenmiştir.

Altunkaynak ve Özger [46], belirgin dalga yüksekliğinin tahmininde Kalman filtresi kullanmışlardır. Geçmiş yıllara ait belirgin dalga yüksekliği ve rüzgar hızı verileri ile modeli eğiterek, sadece rüzgar hızını kullanarak gelecek dönemde oluşabilecek belirgin dalga yüksekliğini tahmin etmişlerdir.

Özger ve Şen [47], çalışmalarında ise Pasifik Okyanusu açıklarındaki bir istasyonun dalga verilerinden yararlanarak belirgin dalga yüksekliğini 1, 3, 6 ve 12 saat aralıklar ile tahmin eden bir bulanık mantık model geliştirmişlerdir. Bu modelde eğitim seti için rüzgar hızını ve belirgin dalga yüksekliğini kullanmışlardır. Modelde TS tipi çıkarım mekanizması kullanılmış ve sonuçlar ARMA modelleri ile karşılaştırılmıştır.

Literatürde, yukarıda belirtilen çalışmaların yanında birçok farklı tahmin aralıkları ve farklı girdi değişkenleri ile dalga yüksekliği ve periyodu vs. tahmini yapılmıştır [48-55]. Ayrıca gel-git etkisinin büyük ölçüde yaşayan deniz yörelerine ait gel-git tahminleri de literatürde geniş bir çalışma alanı oluşturmaktadır [56,57]. Sadece ölçülmüş olan eski dalga parametresi verilerinden yararlanılarak geliştirilmiş dalga tahmin modelleri de mevcuttur [58,59].

Liman planlaması ve optimizasyonu ile ilgili çalışmalar

Park ve Noh [60], çalışmalarında dökme katı elleçleyen bir limanın gelecek yıllardaki kapasitesini simule edebilen bir model geliştirmişlerdir. Model, Monte Carlo Benzeşimi yöntemi kullanılarak oluşturulmuştur ve iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada, liman kapasitesinin arttırılmasının neden olduğu etkiler araştırılmış, ikinci aşamada ise liman kapasitesinin artışının liman ekonomisine katkısı modellenmiştir. Simülasyon modeli, Alabama'daki bir limanda test edilmiştir. Schott ve Lodewijks [61], dökme katı elleçleyen limanların, stoklama, elleçleme proseslerinin, benzer ve farklı yönlerini ele alan bir çalışma yapmışlardır.

Sii ve ark. [62], Deniz Mühendisliği projelerinde klasik risk analizi metotlarına alternatif oluşturabilecek bulanık mantık tabanlı bir model önermişlerdir. Model, Eğer-İse (IF-THEN) kural yapısı kullanılarak niteliksel insan bilgisini niceliksel

bilgiye dayandırmaksızın Deniz Mühendisliği projelerinde ileride oluşabilecek risk faktörlerini analiz etmekte ve risk düzeyini belirleyebilmektedir.

Soriguera ve ark. [63], dünyanın en yoğun konteyner terminallerinden birisi olan Hongkong Uluslararası Terminali için kullanılan elleçleme ekipmanları ve konteyner taşıma araçlarının optimum kullanımını amaçlayan bir karar destek sistemi (decision support system) geliştirmişlerdir.

Murty ve ark. [64], İspanyanın Barcelona Limanın konteyner terminali için elleçleme ekipmanlarının optimizasyonu yapılmışlardır. Optimizasyon probleminin çözümünde, kuyruk teorisi dikkate alınarak rıhtım vinçlerinin konumu ve sayısı belirlenmiştir.

Demirci [65], kompleks yapıya sahip limanlar için yatırım miktarının belirlenmesinde analitik metotlara alternatif olarak bir simülasyon modeli önermiştir. Simülasyon modeli, liman dizaynı, planlaması, kapasite ve verimliliğinin arttırılması yönünde farklı amaçlara cevap verebilecek yönde geliştirilmiştir. Literatürde, farklı yöntemlerle ve farklı yük tipleri için geliştirilmiş model ve simülasyonlar bulunmaktadır [66,67].

Literatürden farklı olarak bu çalışmada Liman Kapasite Tahmin Modeli'nin (KAPTAM) geliştirilme amacı liman kapasite tahminlerinde kavramsal bir model oluşturmak ve oluşturan bu modelin Türkiye'de uygulanma başarısını belirlemektir.

KAPTAM, neurofuzzy, çoklu nonlineer regresyon ve zaman serisi olmak üzere üç modülden oluşmaktadır. Model, tahmine ilk önce neurofuzzy modülü ile başlamaktadır. Elde edilen hata sonuçları ve tahmin etkinliğine bağlı olarak bir alt modüle geçilip geçilmeyeceği ve hangi modüle geçileceği ile ilgili bir prosedür belirleme işlemi ile işletilmektedir.

KAPTAM, öncelikle neurofuzzy modülü ile uygun kapasite tahmini geliştirmeyi amaçlamaktadır. Hata parametreleri ve korelasyon değerleri modelin etkinliğinin

belirleyicisi konumundadır. Neurofuzzy modülünün tahmin etkinliği önemli bir aşamadır ve tahminlerinde tutarlı olması, bu modül (neurofuzzy modülü) ile tahmin işlemini yapmanın yeterli olacağını göstermektedir. Tahmin veya hata parametrelerindeki yetersizlikler, yetersizlik gösteren modele bağlı olarak bir sonraki tahmin modülüne geçmeyi gerektirmektedir. Birbirini izleyen zaman gecikmeli veri setlerinden oluşturulmuş olan alt modellerin yetersizliği, çoklu nonlineer regresyon modülünü, bir veya iki kez fark alınarak oluşturulan serilerin yetersizliği zaman serisi modülünün çalıştırılmasını gerektirmektedir.

Zaman serisi tahmin modülü, yükleme ve boşaltma verilerinin bir zaman serisi oluşturacak şekilde modüle dahil edilmesini içerir. Zaman serisi modülünde, veri setinin yapısı izlenecek prosedürü direkt etkileyen en önemli unsurdur. Veri setinin doğrusal stokastik olması, modülün AR, MA ve ARMA modellerinin, doğrusal olmayan stokastik durumlarda ise genelde ARIMA modellerinin işletmesini gerektirmektedir.

Çoklu Nonlineer regresyon modülü ise, yükleme ve boşaltma verilerinin ayrı ayrı değerlendirildiği ve diğer modellerde olduğu gibi model etkinliğinin hata parametreleri ve korelasyon değerleri ile belirlendiği bir modüldür. Modülde birbirini izleyen zaman gecikmeli veri setleri girdi olarak kullanılmaktadır.

3. YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ VE ZAMAN SERİSİ ANALİZİ

İnsan gibi düşünebilen onun davranışlarını taklit edebilen, bunun yanında taklit etmekten öte insan gibi davranıp düşünebilen sistemlerin geliştirilmesini amaçlayan çalışma alanlarının tümü yapay zeka olarak tanımlanabilir [68]. 1950-1960'lı yıllarda mühendislik bilimleri alanında yaygınlaşan yapay zeka teknikleri, bilgisayar teknolojisindeki gelişmelerin katkısı ile teorik ve endüstriyel çalışmalarda çok yaygın olarak uygulanan farklı yöntemler ile gelişimini sürdüren bir alandır. İlk literatür çalışmalarında yapay zeka tekniklerinin ayrı ayrı kullanıldığı görülmektedir. Son yıllardaki çalışmalarda ise, genellikle var olan yöntemlerin bütünleşik olarak kullanıldığı dikkati çekmektedir. Yapay zeka teknikleri genel olarak, bulanık mantık, yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar olmak üzere üç sınıfa ayrılmaktadır.

Zaman serisi analizi, genellikle düzenli olarak kaydedilmiş veriler yardımı ile geleceğe yönelik tahmin yapmada yüksek korelasyon değerleri ortaya koyan önemli stokastik modellerden birisidir. Daha çok ekonomik ve finansal alanlarda uygulama alanı bulmuş olan zaman serisi analizi yöntemi, eldeki değişkenlerin seri olduğu düşünülen çalışmalarda yapay zeka teknikleri kadar sık kullanılmaktadır. Literatürde genelde yapay zeka tekniklerinden elde edilen sonuçlar, zaman serisi analizi sonuçları ile karşılaştırılmaktadır.

Çalışmalarda, incelenen değişken yapısına bağlı olarak yapay zeka teknikleri ve zaman serisi analizi teknikleri birbirlerine göre üstünlükler arz etmektedirler. Son yıllarda yapay zeka tekniklerinin, zaman serisi analizi tekniği ile kombine olarak kullanıldığı bütünleşik modeller yaygın olarak kullanılmaktadır.

3.1. Bulanık Mantık

Klasik mantığın birçok alanda yetersiz kalması, insan aklının işleyişini yeterince yansıtmaması, bilim adamlarının bulanık mantığın üzerine eğilmesine neden olmuştur. Günümüze değin kullanılan yöntemler ve modeller, katı ve kesin sonuçlar bulmak üzerine geliştirilmiştir. Buna karşın insan düşüncesinde böylesine katı ve

kesin kurallar yoktur. Kuşkusuz ki insan zekâsının gelişiminde, insan düşüncesindeki esneklik yatmaktadır. Bunun bir sonucu olarak daha zeki sistemler ve modellerin elde edilmesi, daha esnek düşünen sistemleri gerektirmektedir. Akıllı sistemler öğrenme, karar verme, yargılama yeteneklerine sahip olmalıdır. Dolayısıyla böyle bir sistem insan aklına olabildiğince benzemelidir. Geleneksel yöntemler bu özellikleri sağlamada yeterli değillerdir. Buna karşın belirsizliklerle dolu olan insan yaşamını bir ölçüde ifade edebilen bulanık mantık kuramı ortaya atılmıştır.

Bulanık mantığın kilit kavramını, mantıkçılar ilk olarak 1920'lerde "her şey derecelendirme sorunudur" kavramı ile ortaya atmışlardır. 20. yüzyılın başında Bernart Russel, modern küme kuramı ve mantığın tam merkezinde eski Yunan paradoksunu bulmasıyla mantık üzerine modern incelemelere başlamıştır [69].

Polonyalı mantıkçı Jan Lukasiewicz, 1920'li yıllarda Russel'den bağımsız olarak önermelerin, ikili mantığın 1 ve 0 değerleri arasında kesirli değerleri alabildiği çok değerli mantık ilkelerini ortaya koymuştur. Kuantum felsefecisi Max Black 1937 yılında "Philosopy of Science" dergisinde yayınlanan bir makalesinde elemanlardan oluşan kümelere çok değerli mantık kurallarını uygulayarak ilk bulanık küme eğrilerini çizmiştir. Bu gelişmeden yaklaşık 30 yıl sonra Berkeley Üniversitesinden Lotfi A. Zadeh [70], bu alana adını veren "Bulanık Kümeler" adlı yazısını yayınlamıştır. Zadeh, bir kümenin tüm elemanlarına Lukasiewicz'in mantığını uygulayarak bulanık kümeler için eksiksiz bir cebir geliştirmiştir. Fakat bulanık mantık, Londra'daki Queen Mary College'de Prof. Dr. Ebrahim H. Mamdani'nin 1974 yılında bir buhar makinesi için bulanık mantıkla işletilen bir denetleyici tasarlamasına kadar kullanım alanı bulamamıştır. Daha sonra bulanık mantık su arıtmadan metro denetimine, elektronik pazarından, otomotiv ürünlerine, ısı, sıvı, gaz akımı denetiminden, kimyasal ve fiziksel süreç denetimlerine kadar bir çok alanda kullanılmıştır. Bulanık mantığın ilk uygulama alanı İnşaat Mühendisliği ile ilgisi olan çimento sanayi ve su arıtma sistemleri olmuştur. Daha sonra buhar tribünü, nükleer reaktör, asansör ve vinç denetimi gibi farklı alanlarda da bulanık mantıktan yararlanılmıştır.

3.1.1. Bulanık mantık kavramı

Bulanıklık, bir düşüncenin tanımında veya bir kelimenin anlamında bulunabilen bir belirsizlik olarak tanımlanabilir. İlk olarak 1965 yılında Prof. Dr. Zadeh tarafından matematiksel bir düşünce olarak ileri sürülmüştür. Ayrıca Zadeh, insanların denetim alanında mevcut makinelerden daha iyi olduğunu ve kesin olmayan dilsel bilgilere bağlı olarak etkili karar alabildiklerini ortaya atmıştır [71]. Temel olarak çok değerli (multivalued) mantık, olasılık kuramı, yapay zeka ve yapay sinir ağları alanları ile ilişkilidir. 1920'lerde mantıkçıların ortaya attığı "Her şey bir derecelendirme sorunudur" kavramı bulanık mantığın temelini oluşturmuştur. Diğer bir değişle bulanık mantık, olayların oluşum olasılığından çok oluşum derecesi ile ilgilenmektedir. Bu sebepten dolayı bazı bilim adamları bulanık mantığın, olasılığın bir devamı olarak düşünmüşlerdir. Fakat olasılık ve bulanıklık birbirlerinden oldukça farklı kavramlardır. Olasılık, bir olayın olup olmayacağını ölçmektedir. Rastgelelik fikri ile sembolize edilen doğa olaylarına bağlı bir belirsizliğe sahiptir. Bulanıklık ise bir olayın ne dereceye kadar olduğunu, bir koşulun ne dereceye kadar var olduğunu ölçmektedir.

Fark bir örnekle anlatılacak olunursa; bir çölde uzun bir süredir bulunan bir insan iki cam şişe ile karşılaşıyor ve şişelerin birinin üzerinde 0,91 olasılıkla içilebilir su, diğerinin üzerinde ise içilebilir su sınıfına 0,91 olasılıkla aittir yazılarının olduğunu görüyor. Hangisi içilmelidir? Birinci şişede 0,91 olasılıkla su olması demek, %9 olasılıkla da renksiz bir sıvı içerebileceğini göstermektedir ve bu renksiz sıvı, örneğin hidroklorik asit (HCl) olabilir. Diğer şişede yazan "içilebilir su" sınıfına belirli bir üyelik derecesi ile ait olması demek, bu suyun %9 olasılıkla örneğin yağmur suyu olabileceğini ifade etmektedir. Yani 0,91 olasılıkla iyi kalitede bir sudur. Sonuç olarak bu iki ifade de belirsizliği tanımlamasına rağmen birbirinden farklıdır.

Bulanık mantık, bir kişinin diğeri ile konuşması veya diğerlerine açıklama yapmasına benzer olarak "soğuk", "sıcak", "az", "çok" gibi dilsel değişkenleri içermektedir.

İkili mantıktan farklı olarak bulanık mantık, belirtilen dilsel terimlerin ara durumlarını da (“az sıcak”, “çok az” vs.) ifade edebilmektedir.

Bulanık mantığın genel özellikleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

1) Bulanık mantıkta, kesin değerlere dayanan düşünce yerine yaklaşık düşünme geçerlidir.
2) Bulanık mantıkta her elemanın üyelik derecesi [0,1] aralığında belirli bir derece ile ifade edilmektedir.
3) Bulanık mantıkta bilgi, bulanık dilsel terimler (fuzzy linguistic terms) ile ifade edilmektedir.
4) Bulanık çıkarsama işlemi, uzman tarafından tanımlanan kural tabanı (rule base) desteği ile yapılmaktadır.
5) Her mantıksal sistem bulanık olarak ifade edilebilmektedir.
6) Bulanık mantık sistemler, matematiksel olarak modellenmesi zor olan karmaşık yapıya sahip sistemler için çok uygundur.

Bulanık kümeler

Klasik kümeler kesin sınırlara sahip iken bulanık kümelerin sınırları kesin değildir. Klasik kümelerde ise, bir eleman ya o kümeye aittir ya da değildir. Eğer eleman o kümeye ait ise 1, değil ise 0 değerini almaktadır. Bulanık kümlerde ise durum klasik kümelerden farklı olarak söz konusu eleman, üyelik derecesi oranında kümenin elemanıdır ve eleman 0 ile 1 değerleri yanında ara üyelik dereceleri de alabilmektedir. Klasik kümelerde üç temel işlem tanımlanabilir. Bunlar;

1) Kesişim (intersection)
2) Birleşim (union)
3) Tümleme (complement)

Bulanık mantık yaklaşımında, bulanık küme ilişkileri ve işlemleri üyelik fonksiyonları yardımı ile sağlanmaktadır. A ve B; X evrensel kümesinin elemanları

olsun ve üyelik fonksiyonları μ_A ve μ_B ile gösterilsin. A ve B kümelerinin kesişimi, birleşimi ve tümleyeni bu kümelerin üyelik fonksiyonları ile ilgilidir ve aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Çizelge 3.1).

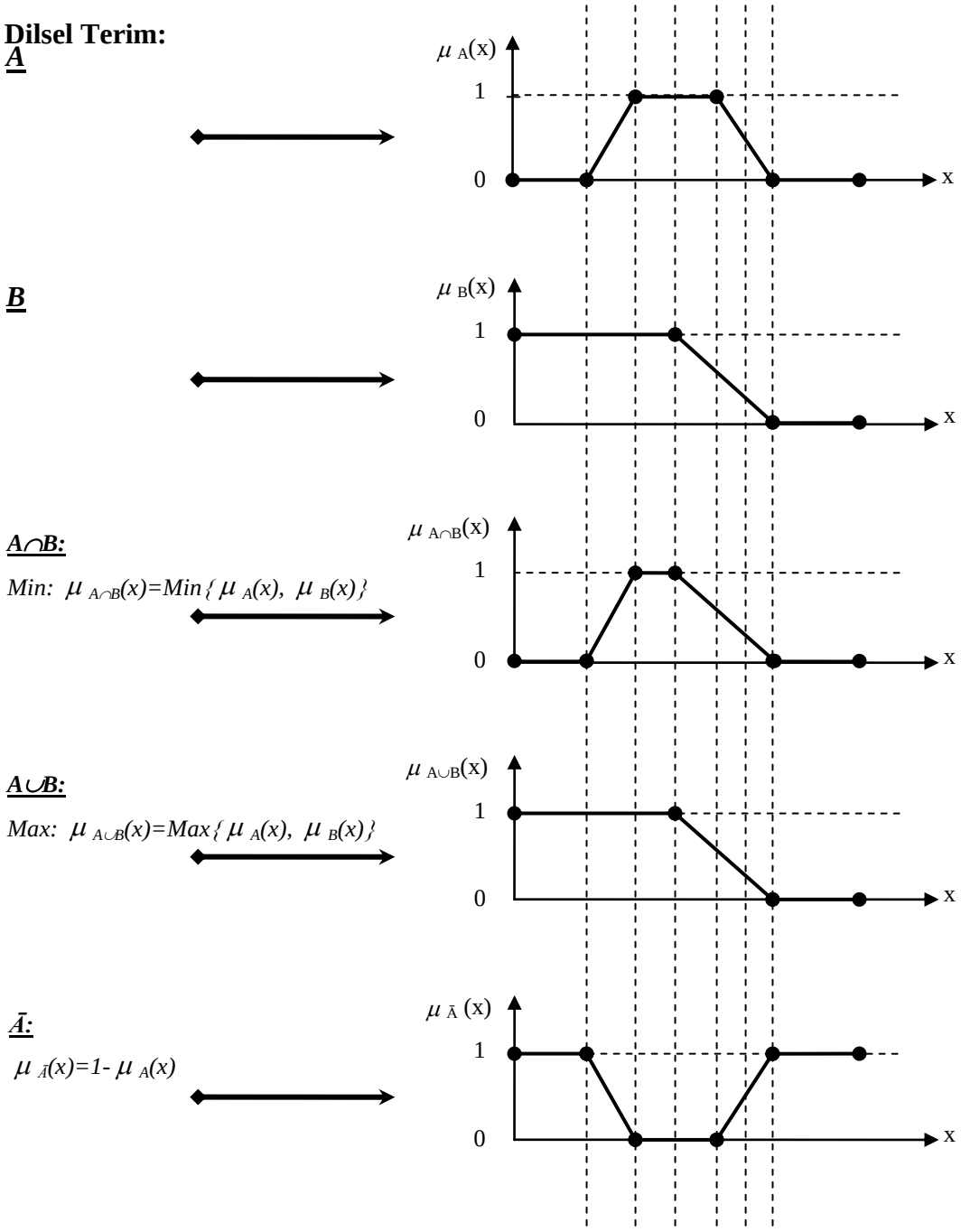
Çizelge 3.1. Bulanık küme işlem ve ifadeleri

İşlem adı	**İşlem**	**İşlemin Mantıksal İfadesi**	**İşlemin Matematiksel İfadesi**
Kesişim	$\mu_{A\cap B}(x)=I(\mu_A(x),\ \mu_B(x))$	*VE (AND)*	$\mu_{A\cap B}(x)=Min\{\mu_A(x),\ \mu_B(x)\}$
Birleşim	$\mu_{A\cup B}(x)=U(\mu_A(x),\ \mu_B(x))$	*VEYA (OR)*	$\mu_{A\cup B}(x)=Max\{\mu_A(x),\ \mu_B(x)\}$
Tümleme	$\mu_{\bar{A}}(x)=1-\mu_A(x)$	*DEĞİL (NOT)*	$\mu_{\bar{A}}(x)=1-\mu_A(x)$

Küme işlemlerinin üyelik fonksiyonlarına bağlı olarak nasıl uygulandığı Şekil 3.1'de görülmektedir. Diğer klasik küme işlemlerinin bulanık kümelere uyarlanması Fodor ve Roubens [72] tarafından ayrıntılı olarak çalışılmıştır.

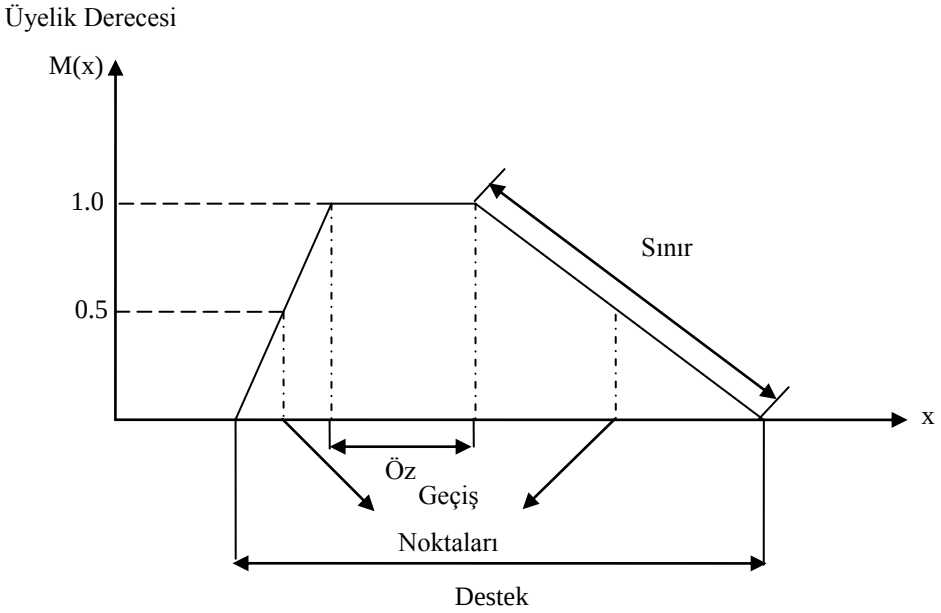
Üyelik fonksiyonu

Üyelik fonksiyonu bulanık küme içerisindeki bir elemanın kümeye aitlik derecesini göstermektedir. Literatürde birçok üyelik fonksiyonu tipi tanımlanmıştır. Uygulamada en çok karşılaşılan üyelik fonksiyonu tipleri; üçgen, trapez, gauss tipleridir. Üyelik fonksiyonun seçiminde ele alınan problemin tipi ve yapısı ön plana çıkmaktadır. Fakat basitliği, uygulama etkinliği açısından bakıldığında üyelik fonksiyonları arasında en çok üçgen ve trapez tipi üyelik fonksiyonları kullanılmaktadır [73]. Üçgen ve trapez üyelik fonksiyonları düz çizgilerin birleşimi ile oluşturulmaktadır. Çözülecek olan probleme ait girdi ve çıktı verileri arasındaki ilişkiyi ortaya koyabilecek en uygun üyelik fonksiyonunun seçimi doğru sonuçların alınmasında anahtar faktörlerden biridir ve bağlantılı olarak tanımlanan üyelik fonksiyonları lineer olmayan yapıya sahip olabilmektedir [74,75].



Şekil 3.1. Küme işlemlerinin üyelik fonksiyonları ile tanımlanması

Üyelik fonksiyonları genelde uzman görüşü dikkate alınarak öznel olarak oluşturulmaktadır fakat bazı uygulamalarda yetersiz kalabilmektedir. Bu sebepten genellikle üyelik fonksiyonları optimizasyon teknikleri ile belirlenmektedir. Şekil 3.2'de bir üyelik fonksiyonunun temel bileşenleri grafik olarak görülmektedir.



Şekil 3.2. Üyelik fonksiyonun öz, destek ve geçiş bölgeleri

Kural tabanı

Genellikle uzman bilgisi ile oluşturulan ve problemin gerektirdiği dilsel terimleri barındıran kurallar bütünü olarak tanımlanabilir [76,77]. Kural tabanı veri tabanındaki girdi ve çıktı değişkenlerini birbirlerine mantıksal olarak bağlamaktadır. Kuralların yazılmasında girdi ve çıktı verileri arasında olabilecek tüm bağlantılar düşünülmelidir. Böylece, her bir kural girdi uzayının bir parçasını çıktı uzayına mantıksal olarak bağlar [78]. Kural tabanı öncül ve sonuç olarak adlandırılan iki kısımdır ve EĞER-İSE (IF-THEN) mantıksal ifadeleri ile oluşturulmaktadır. Öncül kısım girdi değişken uzayını bulanık dilsel terimlerle tanımlarken, sonuç kısmı ise kurallar sonucunda oluşacak bulanık kümeyi tanımlamaktadır. Bulanık kuralın öncül kısmında yer alan sözel değişken sayısının birden fazla olması durumunda her sözel değişkene ait ifade, VE yada VEYA mantıksal operatörleri ile birbirlerine bağlanır. Kural tabanı genellikle aşağıdaki formda oluşturulmaktadır;

EĞER $x=A_k$ İSE $y=B_k$ dır.

Bulanık kurallardan elde edilen sonuçları üç kategoride incelemek mümkündür. Bunlar [73];

1) CRİSP sonuç: EĞER……İSE $y=a$ (a nümerik bir değerdir.)
2) Bulanık sonuç: EĞER…..İSE $y=A$ (A bulanık bir küme elemanıdır.)
3) Fonksiyon sonuç: EĞER $x_1=A_1$, $x_2=A_2$.....$x_n=A_n$ İSE $y=a_0+\sum_{i=1}^{n} a_i * x_i$ (a_0, $a_1 \ldots a_n$ sabit sayılardır.)

Bulanık çıkarım mekanizması

Bulanık çıkarım sistemi, bulanık küme teorisini temel alan en önemli modelleme aracı konumunda iken, bulanık kurallar bulanık çıkarım mekanizmasının omurgası durumundadır. Bulanık genelleme yolu ile elde edilen bulanık alt kümeler, uygulamalarda çoğunlukla durulaştırma ile kesin değerlere dönüştürülürler. Bir bulanık kümenin durulaştırılması işlemi farklı metotlarla yapılabilir (Çizelge 3.2). Çizelge 3.3'de farklı tipte durulaştırma mekanizmalarının matematiksel olarak ifadeleri görülmektedir.

Çizelge 3.2. Durulaştırma mekanizması tipleri

Durulaştırma Mekanizması Kısaltması	**Açıklama**
CoG	Ağırlık Merkezi (Centre of gravity)
CoGS	Ağırlık Ortalaması (Centre of gravity for singletons)
CoA	Alan Merkezi (Centre of area)
LM	En Büyük İlk Üyelik (Left most maximum)
RM	En Büyük Son Üyelik (Right most maximum)

Çizelge 3.3. Durulaştırma mekanizmalarının matematiksel olarak ifadeleri

CoG	$U = \dfrac{\int_{Min}^{Max} u\mu(u)du}{\int_{Min}^{Max} \mu(u)du}$
CoGS	$U = \dfrac{\sum_{i=1}^{p} [u_i \mu_i]}{\sum_{i=1}^{p} [\mu_i]}$
CoA	$U = u',\ \int_{Min}^{u'} \mu(u)du = \int_{u'}^{Max'} \mu(u)du$
LM	$U = \sup(u'), \mu(u') = \sup \mu(u) \Rightarrow u \in [Min, Max]$
RM	$U = \inf(u'), \mu(u') = \sup \mu(u) \Rightarrow u \in [Min, Max]$

3.1.2. Bulanık mantığın avantaj ve dezavantajları

Bulanık mantığın avantajlı yönleri;

1) Bulanık mantık insan düşünüş tarzına yakındır.
2) Bir uygulama yapılması esnasında matematiksel bir modele ihtiyaç duymaz.
3) Diğer sistemlere göre yazılımları basit olduğundan, uygulamalar ucuza mal olmakta ve yapılan işler basitleşmektedir.

Bulanık mantığın dezavantajlı yönleri;

1) Bulanık mantık uygulamalarında kullanılan kurallar mutlaka uzman deneyimlerine ve bilgilerine bağlı olarak oluşturulmalıdır.
2) Üyelik fonksiyonları deneme-yanılma yoluyla bulunduğundan çok zaman alabilir.
3) Bulanık mantıkla oluşturulan bir modelin kararlılık analizi yapılmaz, sadece benzeşimi yapılabilir.

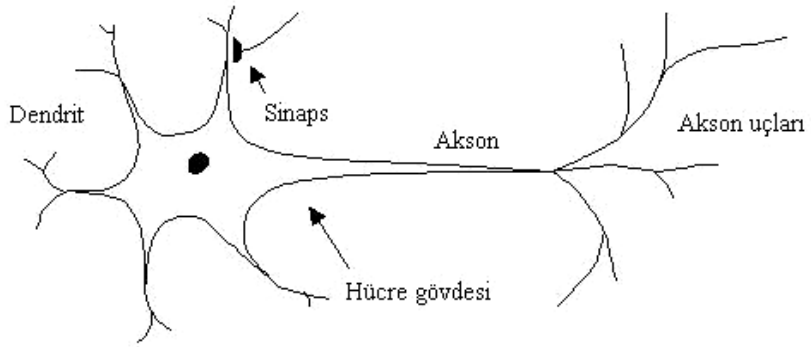
Bulanık mantık;

1) Geleneksel yöntemlerle yeterli doğrulukta modellenemeyen çok karmaşık sistemlerde,
2) Önemli olmayan lineer sistemlerde,
3) Başlangıç koşullarında, girişlerinde veya tanımlarında belirsizlikler olan sistemlerde, kullanılması en iyi çözümü vermektedir.

3.2. Yapay Sinir Ağları

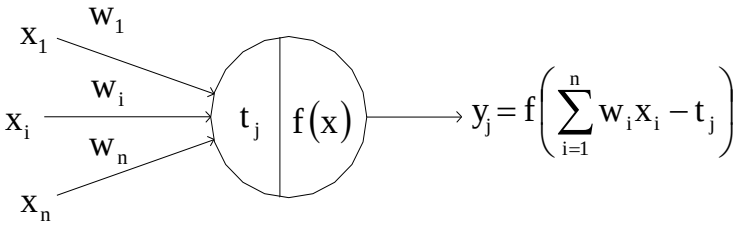
3.2.1. Biyolojik ve yapay sinir hücreleri

Biyolojik sinir ağlarının temel elemanı sinir hücreleridir ve insan beyninin korteks kısmında yer alan nöron (sinir hücresi) sayısı yaklaşık olarak 10^{11} olup her hücre sayısı, 1000-10000 arasında değişen başka hücrelerle karşılıklı ilişki içerisindedir. Bir sinir hücresinin temel elemanları hücre gövdesi, dendrit ve akson'dur. Sinir hücresine (Şekil 3.3) diğer sinir hücrelerinden gelen uyarımlar, dendritler aracılığıyla hücre gövdesine taşınır ve hücre içi aktivasyonun/kararlılık halinin bozulmasıyla oluşan bir kimyasal süreç içerisinde diğer hücrelere aksonlarla iletilir; uyarımların diğer sinir hücrelerine taşınabilmesinde akson uçları ile dendritler arasındaki sinaptik boşluklar (sinaps) rol oynar. Sinaptik boşluk içinde yer alan "sinaptik kesecikler" gelen uyarımların diğer hücrelere dendritler aracılığıyla geçmesini koşullayan elemanlardır. Sinaptik boşluğa, "sinaptik kesecikler" tarafından sağlanan nöro-iletken maddenin dolması uyarımların diğer hücrelere geçişini koşullar. Hücrelere gelen uyarımlarla uyumlu olarak hücreler arasındaki mevcut sinaptik ilişkilerin değişimi veya hücreler arasında yeni sinaptik ilişkilerin kurulması "öğrenme" sürecine karşılık gelir [79].



Şekil 3.3. Biyolojik sinir hücresi

Yapay sinir ağları esas olarak biyolojik nöronların basitleştirilmiş bir şekilde matematiksel olarak modellenmesine dayanmaktadır. Biyolojik ve yapay sinir hücreleri arasındaki benzeşim, hücreler arasındaki bağlantılar (hücreye gelen ve hücreden çıkan uyarımlar) akson ve dendritlere; ağırlık faktörleri (w_i) sinapslara ve sınır değerler (t_j) hücre içi kararlılık haline karşılık gelecek şekilde oluşturulmaktadır (Şekil 3.4). Yapay sinir hücresinde, ağırlık faktörünün etkisine bağlı olarak (w_1, w_2..w_n) hücreye gelen uyarımlar (x_1, x_i..x_n) hücre içi denge durumu veya sınır değer (t_j) de dikkate alınarak doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonu $f(.)$ yardımıyla çıktı şeklinde uyarımlara (y_j) dönüştürülür (Şekil 3.4). Yapay sinir hücrelerinin genellikle katmanlı bir yapı gösterecek biçimde birbirine bağlanmasıyla yapay sinir ağları meydana getirilir ve yapay sinir hücreleri arasında kurulan bağlantılara ait ağırlık faktörlerinin, uyarımlarla uyumlu olacak şekilde değiştirilmesi benzer şekilde biyolojik "öğrenme" sürecine karşılık gelir.



Şekil 3.4. Yapay sinir hücresi

3.2.2. Yapay sinir ağlarının yapısı

Genel olarak yapay sinir ağları, insan beyninin sinir ağlarını taklit edebilen bilgisayar programlarıdır [80]. Yapay sinir ağları paralel bilgi işleme özelliğine sahip yapılardır ve bu bilgiler yapay sinir ağlarına incelenen olayla ilgili örneklerin üzerinde ağın eğitilmesi ile verilmektedir. Eğitim seti ile ağ, çeşitli genellemeler yapabilmekte ve önceden ortaya çıkmış veya daha önce hiç gözlenmemiş durumların yorumlanması konusunda çözümler üretebilmektedir.

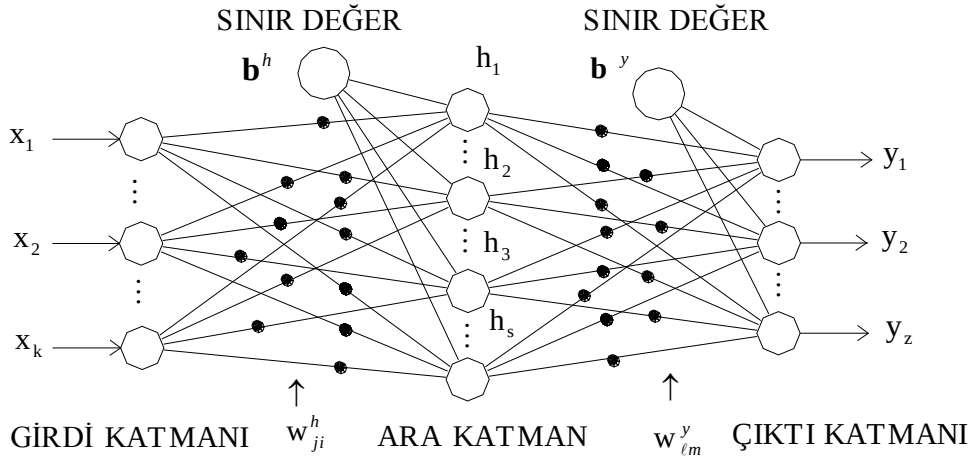
Yapay sinir ağlarının en güçlü yanı öğrenebilme yetenekleridir. Yapay sinir ağlarında öğrenme iki şekilde gerçekleştirilmektedir. Bunlardan birincisi, uzman destekli (supervised learning) öğrenmedir. Bu tip öğrenmede sistemin öğrenmesine bir öğretici yardımcı olmaktadır. Uzman destekli öğrenmede sisteme öğrenilmesi istenen incelenen problemle ilgili örnekler girdi ve çıktı olarak veri seti verilmektedir. Her örnek için hem girdiler hem de o girdiler karşılığında oluşturulması gereken çıktılar sisteme gösterilmektedir. İkinci tipte ise sistemin öğrenmesi için uzman desteğine gerek yoktur (unsupervised learning). Sisteme sadece girdi değerleri gösterilir. Örneklerdeki parametreler arasındaki ilişkileri sistemin kendi kendisine öğrenmesi beklenir. Bu tip daha çok sınıflandırma problemleri için kullanılan bir stratejidir. Sistemin öğrenmesi bittikten sonra çıktıların ne anlama geldiğini gösteren etiketlendirmenin kullanıcı tarafından yapılması gerekmektedir [81].

Yapay sinir ağları genel olarak ağ yapısına göre ileri beslemeli ve geri beslemeli yapay sinir ağları; eğitme algoritmalarına bağlı olarak ise denetimli ve denetimsiz yapay sinir ağları olarak sınıflandırılabilir. İleri beslemeli denetimli yapay sinir ağları en yaygın kullanılan yapay sinir ağlarıdır [82].

<u>İleri yayılım öğrenme algoritması</u>

Girdi, çıktı ve bir veya daha çok ara katmanlardan oluşan ileri beslemeli denetimli yapay sinir ağları, girdi ve çıktı katmanları arasında tek doğrultuda aktivasyon gösteren sinir ağlarıdır ve aynı katman üzerinde bulunan hücreler arasında da

herhangi bir ilişki yoktur. Ara katmandaki hücre sayısını belirleyen farklı yaklaşımlar olmasına karşın genel olarak hücre sayısı deneme-yanılma yoluyla belirlenmektedir. Şekil 3.5'te tek ara katmanlı ileri beslemeli denetimli bir sinir ağı örnek olarak verilmiştir. Burada, yapay sinir ağının girdi vektörü $\mathbf{x}=(x_1,x_2,x_k)$, kullanılarak elde edilen ara katman çıktı vektörü $\mathbf{h}=(h_1,h_2,h_3,h_s)$ çıktı katmanında işlendikten sonra çıktı vektörüne $\mathbf{y}=(y_1,y_2,y_z)$ dönüştürülür ve göz önüne alınan tüm girdi vektörleri $\mathbf{X}=[\mathbf{x}(1),..,\mathbf{x}(N)]$ için çıktı vektörleri $\mathbf{Y}=[\mathbf{y}(1),..,\mathbf{y}(N)]$, N: girdi ve çıktı vektörlerinin sayısı olmak üzere aşağıdaki şekilde hesaplanır;



Şekil 3.5. İleri beslemeli denetimli yapay sinir ağı

$$\mathbf{Y} = \varphi\left(\mathbf{W}^{y}\left[\psi\left(\mathbf{W}^{h}\mathbf{X}+\mathbf{b}^{h}\right)\right]+\mathbf{b}^{y}\right) \tag{3.1}$$

Eş. 3.1'de φ(.): çıktı katmanına ait hücreler için aktivasyon fonksiyonu, ψ(.): ara katmana ait hücreler için aktivasyon fonksiyonu, $\mathbf{b}^h$: ara katmandaki hücrelere ait sınır değer vektörü, $\mathbf{b}^y$: çıktı katmanındaki hücrelere ait sınır değer vektörü, $\mathbf{W}^{y}$: ara katman ile çıktı katmanı arasındaki bağlantılar için ağırlık faktörleri, $\mathbf{W}^{h}$: ara katman ile girdi katmanı arasındaki bağlantılar için ağırlık faktörleri olarak alınmış olup sözkonusu ağırlık faktörleri aşağıdaki şekillerde tanımlanmıştır (Şekil 3.5);

$$\mathbf{W}^h = \left[w^h_{11} \ldots w^h_{1i} \ldots w^h_{ji} \right] \qquad j = 1,...,s; \;\; i = 1,....,k \tag{3.2}$$

$$\mathbf{W}^y = \left[w^y_{11} \ldots w^y_{1m} \ldots w^y_{\ell m} \right] \quad \ell = 1,....,z; \;\; m = 1,....,s \tag{3.3}$$

Yapay sinir ağları uygulamaları genellikle eğitme ve test olmak üzere iki aşamada oluşturulur. Eğitme aşaması, katmanlar arasındaki ağırlık faktörlerinin ve sınır değerlerin bir eğitme algoritması yardımıyla hata seviyesi kabul edilebilir bir düzeye gelinceye kadar iteratif olarak düzeltilmesinden meydana gelir; ağırlık faktörlerindeki değişim, öğrenme olarak da tanımlanabilir. Test aşamasında ise eğitme aşamasında kullanılmayan girdi ve çıktı verileri kullanılarak ağın performansı ölçülür. Değişik eğitme algoritmaları olmakla birlikte momentum katsayılı gradyen azalma ve konjuge gradyen eğitme algoritmaları yaygın kullanılan eğitme algoritmalarına örnek olarak verilebilir.

Momentum katsayılı gradyen azalma algoritması, performans indeksinin (hata fonksiyonunun) minimizasyonuna dayanır ve ağırlık faktörleri, performans indeksi gradyenının negatif doğrultusunda hareket edilmesiyle iteratif olarak düzeltilir:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \eta \nabla J(\mathbf{w}) + \alpha \Delta \mathbf{w}\,(\mathrm{k}-1) \tag{3.4}$$

Burada, **w**: vektörel olarak ağırlık faktörü, k: iterasyon sayısı, η: öğrenme oranı, α: momentum katsayısı ve $\nabla J(\mathbf{w})$: performans indeksinin gradyenidir. Performans indeksinin gradyeni ise ∇E: karesel hata fonksiyonunun gradyenı, N: girdi ve çıktı vektörlerinin sayısı ve z: çıktı katmanındaki hücre sayısı olmak üzere vektörel olarak Şekil 3.5'te verilen yapay sinir ağı için aşağıdaki şekillerde ifade edilir:

$$\nabla J(\mathbf{w}) = \frac{1}{zN} \sum_{n=1}^{N} \nabla E(\mathbf{w}, n) \tag{3.5}$$

$$\nabla E(\mathbf{w},n)=\left[\frac{\partial E}{\partial w_{11}^{h}}\cdots\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{h}}\ \frac{\partial E}{\partial w_{11}^{y}}\cdots\frac{\partial E}{\partial w_{\ell m}^{y}}\right] \tag{3.6}$$

Öğrenme oranı ve momentum katsayısının seçilmesinde değişik yaklaşımlar olmasına karşın bu katsayılar, genellikle 0-1 arasında değerler alacak şekilde deneme-yanılma yoluyla seçilmektedir.

Momentum katsayılı gradyen azalma algoritması ile birlikte konjuge gradyen eğitme algoritması gelişmiş eğitme algoritmalarından biridir; ağırlık faktörlerinin, konjuge gradyen eğitme algoritması kullanılarak düzeltilmesi halinde ise hareket doğrultusu, daha önceki iterasyona ait hareket doğrultusu ile kombine olacak şekilde düzenlenir ve gradyen azalma algoritmasında olduğu gibi başlangıç doğrultusu performans indeksi gradyeninin negatif doğrultusu ($\mathbf{P}_0=-\mathbf{g}_0$) olarak alınır:

$$\mathbf{w}(k+1)=\mathbf{w}(k)+\eta_k\mathbf{P_k} \tag{3.7}$$

$$\mathbf{P}_k=-\mathbf{g}_k+\beta_k\mathbf{P}_{k-1} \tag{3.8}$$

$$\beta_k=\frac{\mathbf{g}_k\mathbf{g}_k^T}{\mathbf{g}_{k-1}\mathbf{g}_{k-1}^T} \tag{3.9}$$

Burada, η_k: k'ıncı iterasyondaki öğrenme oranı ve β_k: Fletcher-Reeves faktörü olarak adlandırılabilir.

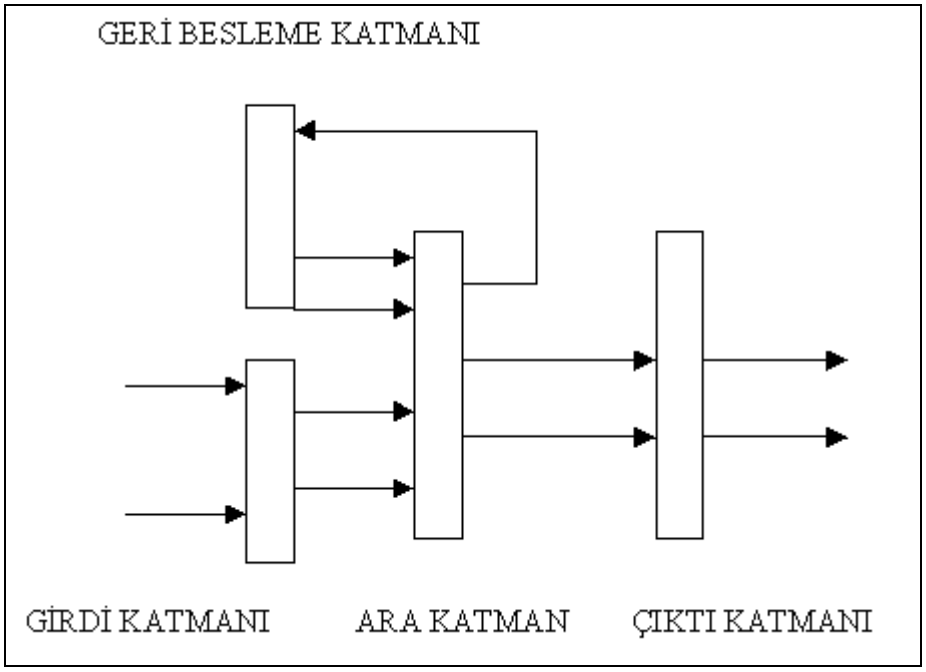
Geri yayılım öğrenme algoritması

Geri beslemeli yapay sinir ağları, bir veya daha çok hücreye ait çıktıların aynı katman içinde veya daha önceki katmanlarla kısmi olarak veya tamamen girdi şeklinde bağlanması yoluyla oluşturulan sinir ağlarıdır. Geri beslemeli ağlar, meydana getirilen geri beslemelerin tipine göre farklılıklar gösterir ve statik bir yapı

gösteren ileri beslemeli denetimli yapay sinir ağlarından bu dinamik özelliği ile ayrılır.

Geri beslemeli sinir ağlarının en çok kullanılan tiplerinden biri Elman geri beslemeli sinir ağıdır (Şekil 3.6) ve bu tip ağlarda geri besleme ara katmanda yer alan hücrelere ait çıktıların bir geri besleme katmanına (context layer) iletilmesiyle oluşturulur geri besleme katmanın ileri beslemeli sinir ağlarının sahip olduğu "uzun süreli bellek"e ilave olarak "kısa süreli bellek" işlevi gördügü söylenebilir. Bu nedenle, Elman tipi geri beslemeli sinir ağı özellikle zaman serileri gibi stokastik süreçlerin modellenmesinde kullanılmaktadır.

Elman tipi sinir ağlarında, eğitme aşamasında geri besleme katmanı ile girdi katmanı arasındaki ağırlık faktörleri ihmal edildiğinden ileri beslemeli denetimli sinir ağlarında kullanılan eğitme algoritmaları bu tip ağlarda da kullanılır.



Şekil 3.6. Elman tipi yapay sinir ağı

3.3. Neurofuzzy

Yapay sinir ağları ve bulanık mantık birbirlerini tamamlayan yöntemlerdir. Sinir ağları deneysel verilerin kullanarak öğrenebilen bir yöntem iken bulanık mantık ise uzman tarafından tanımlanan kural tabanı vasıtası ile sonuç çıkarmaktadır. Bu sebeple her iki yöntemin kombine olarak kullanıldığı neurofuzzy yöntemi, özellikle zaman serisi tahminleri gerektiren durumlarda ve karar destek sistemleri geliştirilmesinde büyük kolaylıklar ve doğruluk sağlamaktadır [83-85].

Yapay sinir ağları, bir uzman tarafından sistemin eğitilme gereksinimi duyan ve bu eğitim aşamasının oldukça uzun sürdüğü bir yapıya sahiptir. Ancak bir kural tabanı oluşturmaya gerek duyulmaması ve uzman görüşüne bağlı olmayışı bu yöntemi avantajlı kılmaktadır. Bulanık mantık ise, bir uzman tarafından oluşturulacak kural tabanına ve incelenen değişkenler için geçerli olacak üyelik fonksiyonlarının tanımlanmasına bağlı bir sistem olduğundan oldukça karışık bir yöntemdir. Bulanık mantık bahsi geçen adımların doğru tanımlanması durumunda ise hızlı sonuçların alınabileceği ve birçok algoritmanın denenmesi gibi zaman alıcı adımların olmadığı bir yöntemdir.

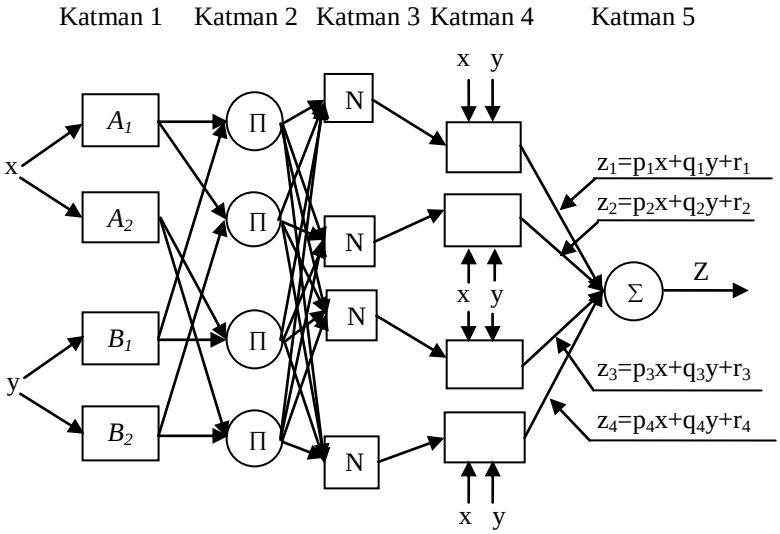
Birtakım avantajlara ve dezavantajlara sahip iki yöntemin kombine olarak kullanılması problemlerin daha kısa sürelerde ve daha doğru sonuçlar ile elde edilmesini sağlamaktadır. Neurofuzzy yöntemi bu iki yöntemin avantajlı yönlerinin ön plana çıktığı yeni bir yöntemdir. Literatürde kombine olarak kullanılan iki yöntemin farklı yapılarda oluşturulduğu görülmektedir. Bunlar;

1) *Sinirsel bulanık sistemler:* Bulanık modellemenin bir araç olarak sinir ağlarında kullanılması ile oluşturulmaktadır.
2) *Bulanık sinirsel sistemler:* Klasik sinir ağlarının bulanıklaştırılması ile oluşturulmaktadır.
3) *Sinirsel-bulanık hibrit sistemler:* Hibrit bir sistem içine bulanık mantık ve sinir ağlarının entegre edilmesi ile oluşturulmaktadır.

3.3.1. Genel olarak neurofuzzy ve ANFIS yapısı

Genel olarak neurofuzzy, sinir ağı yapısı içine klasik bulanık çıkarım mekanizmasının entegre edilmesi ile çok katmanlı bulanık kural tabanlı sinir ağlarının oluşturulmasıdır [86].

ANFIS yapısı, Sugeno tipi bulanık sistemlerin, sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip bir ağ yapısı olarak tanımlanabilir [87]. Söz konusu ağ yapısı katmanlar halinde yerleştirilmiş ve her biri için ayrı fonksiyonların tanımlandığı düğümlerden oluşmaktadır [88].



Şekil 3.7. İki girişli ve dört kurallı bulanık Sugeno modelin ANFIS yapısı

Örnek olarak, x ve y gibi iki girişi olan ve z çıkışına sahip bir bulanık çıkarım mekanizması ele alınacak olunursa, tipik olarak birinci mertebeden Sugeno bulanık modeline ait iki adet EĞER-İSE kuralı yazılabilir. Bu kurallar;

Kural 1: Eğer x A_1 ve y B_1 ise O halde $z_1=p_1x+q_1y+r_1$
Kural 2: Eğer x A_2 ve y B_2 ise O halde $z_2=p_2x+q_2y+r_2$

şeklinde ifade edilebilir.

Burada p_i, q_i ve r_i (i = 1, 2) birinci mertebeden Sugeno bulanık modelinin lineer parametreleridir. Şekil 3.7'de görüldüğü gibi ANFIS yapısı 5 katmana ayrılabilir. Kısaca bu katmanlar açıklanacak olunursa;

Katman 1: bu katmanda her düğüm için üyelik fonksiyonları yardımı ile, bulanık kümeye aitlik derecesini belirten üyelik dereceleri hesaplanır.

$$R_{1,i} = \mu_{Ai}(x), \quad i = 1, 2$$
$$R_{1,i} = \mu_{Bi-2}(y), \; i = 1, 2 \tag{3.10}$$

Burada, x, y ve i düğümündeki gevrek (crisp) girdi değerleri, A_i ve B_i bulanık dilsel terimler ve μ_{Ai} ve μ_{Bi} ise üyelik fonksiyonlarını ifade etmektedir. Literatürde bir çok farklı üyelik fonksiyonu tipine rastlanmaktadır. Genellikle üçgen tip üyelik fonksiyonları basitliklerinden ötürü tercih edilmektedir. Fakat son yıllarda Gauss ve çan eğrisi tipindeki üyelik fonksiyonları da yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada da yaygın olarak Gauss tipi üyelik fonksiyonu ve çan eğrisi tipindeki üyelik fonksiyonları kullanılmıştır. Örnek olarak çan eğrisi tipindeki üyelik fonksiyonu aşağıdaki şekilde ifade edilebilir.

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1+\left|\frac{x-c_i}{a_i}\right|^{2b_i}} \quad \mu_{B_{i-2}} = \frac{1}{1+\left|\frac{y-c_i}{a_i}\right|^{2b_i}} \tag{3.11}$$

Burada, $\{a_i, b_i, c_i\}$ Eğer – O halde bulanık kural yapısının önerme kısmına bağlı olarak üyelik fonksiyonlarının eğriliklerini değiştiren parametrelerdir.

Katman 2: birbirlerini izleyen kuralların gerçekleşme derecelerinin VE mantıksal işlemi ile çarpımlarının gerçekleştirildiği katmandır. Eşitlik (3.12)'de çarpım işlemi matematiksel olarak ifade edilmektedir.

$R_{2,k} = w_k = \mu_{Ai}(x) \text{ x } \mu_{Bj}(y), \quad k = 1,\ldots,4; \; i = 1, 2; \; j = 1, 2$ (3.12)

Katman 3: 3.katmandaki i. düğüm, i. kuralın gerçekleşme derecesinin, tüm kuralların gerçekleşme derecelerine oranının hesaplandığı katmandır. Matematiksel olarak Eşitlik (3.13)'deki gibi ifade edilir.

$$R_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^{4} w_k} \quad i = 1,....,4 \tag{3.13}$$

Katman 4: her i. kuralın toplam çıktı içerisindeki katkısını hesaplandığı katmandır ve matematiksel olarak Eşitlik (3.14)'de görüldüğü gibi ifade edilir.

$$R_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i), \qquad i = 1,.....,4 \tag{3.14}$$

$\overline{w_i}$, bir önceki katmanın i. düğümünün çıktı değeridir.

Katman 5: son katmanda ise toplam çıkışı hesaplamak üzere kendisine gelen tüm sinyallerin toplandığı düğüm noktası yer almaktadır. Bu katmanda bulanık kuralların durulaştırılarak tek bir sayısal üretilmektedir.

$$R_{5,i} = \sum_{i=1}^{4} \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_{i=1}^{4} w_i f_i}{\sum_{i=1}^{4} w_i} \tag{3.15}$$

3.4. Zaman Serisi Analizi

Zaman serileri geçmişte gözlenen değişkenlerin aldığı değerlerin zamana göre sıralanması ile elde edilen seriler olarak tanımlanabilir. Örneğin bir limanda gerçekleştirilen yıllık yükleme ve boşaltma miktarı bu seri tipine gösterilebilecek bir örnektir. Geçmiş verilerden yararlanarak ve değişkenin belirli varsayımlar altında gelecek değerlerin tahminini yapmak zaman serilerinin amacını oluşturmaktadır.

Doğal olarak geçmiş verilerin doğruluğu ve seçilen verileri yansıtan modelin tutarlılığı ileriye dönük tahminlerin sağlıklı olmasını sağlamaktadır.

Zaman serilerinde t zamanı göstermek üzere Y=f(t) bir fonksiyonel ilişki ifade edilmektedir. Bir zaman serisinde dalgalanmalara neden olan kaynakların belirlenmesi ve zaman sürecinin bileşenlere ayrılması gerekmektedir. Bileşenlere ayrılan serinin gelecekte alacağı değerler tahmin edilip sonuçta ayrılmış olan bileşenleri birleştirerek tahmin değerine ulaşılmaktadır.

Zaman serisi bir ana kütleden rastgele seçilmiş bir örneklem gruptan farklıdır. Yani bir zaman serisini oluşturan dalgalanmalar sadece rastgeleliğin oluşturduğu bir etkiden ibaret değildir ve bunun için serinin rastgele oluşmuş olan bir seriden farklı olarak ele alınması gerekmektedir. Bu durum, deterministik olmayan, stokastik bir yaklaşım ile sağlanmaktadır. Zaman serileri analiz edilirken, bu seriler bir stokastik süreç olarak ele alınmalı ve stokastik modeller kullanılmalıdır [89].
Eğer bir zaman serisi tahmin edilebiliyor ise "deterministik zaman serisi" olarak tanımlanmaktadır. Değişkene ait zaman serisine, geçmiş verilere olasılık teorisini uygulayarak tahmin yapıldığında ise "stokastik zaman serisi" adını almaktadır [90].

Zaman serileri analizinde çoğunlukla sürekli karaktere sahip veriler değerlendirilmektedir. Kesikli rastsal değişkenlerle daha az karşılaşılmaktadır. Bir değişkene ait veriler zaman içinde süreklilik arz ediyor ise "sürekli zaman serileri" olarak adlandırılmaktadır. Veriler sadece belirli zamanlarda alınmış ise "kesikli zaman serileri" olarak adlandırılırlar.

Model geliştirme, ilgili değişkene ait zaman serisinin analiz edilmesi, serinin eğiliminin ve özelliklerinin belirlenmesi daha sonra söz konusu değişkenin eğilimini ve özelliklerini en tutarlı şekilde temsil eden modelin seçimi ile şeklinde yapılmaktadır. Geliştirilen modelin, serinin özelliğini ileriye yönelik tahminlerde de koruyacağı kabulü ile tahminler yapılmaktadır. Uygun modelin seçilmesi birçok modelin denenmesini gerektirmekte ve uzun süre gerektiren denemeler bilgisayar programı kullanmayı zorunlu hale getirmektedir.

3.4.1. Zaman serisinin özellikleri

Zaman serileri analiz edilirken geçmiş verilerin geleceği etkileyeceği göz önünde bulundurulur. Fakat zaman serisini oluşturan değerler rastsal olduğundan stokastik bir sürece tabidirler. Bu durum regresyon ile zaman serisi analizi arasındaki farkı oluşturmaktadır. Regresyonda değişkenler bağımsız değişkenler iken, zaman serilerinde geçmiş verilerden etkilenen bağımlı değişkenler olduğu ve rastsal olmadığı bilinmektedir [91].

Zaman içinde elde edilmiş olan verilere etki eden bir çok faktör bulunmaktadır ve bu faktörler birçok düzensiz değişimlere sebep olmaktadır. Zaman serisinde amaç serinin dalgalanmasına sebep olan bu etkilerin anlaşılmasıdır. Bu hareketler dört bileşene ayrılabilirler [92].

a) Uzun dönem eğilim (seculer trend)
b) Mevsimsel dalgalanmalar (seasional variations)
c) Çevrimsel dalgalanmalar (cyclical fluctuations)
d) Düzensiz değişmeler (irregular movements)

Uzun dönem eğilim

Zaman serisinin uzun bir dönem içerisinde (15-20 yıl) göstermiş olduğu sürekli artış veya azalış eğilimi olarak tanımlanabilir. Söz konusu eğilim doğrusal veya doğrusal olmayan biçimlerde olabilmektedir. Bu tip eğilim genel ve sürekli etkilerin nedeni olarak ortaya çıkmaktadır.

Mevsimsel dalgalanmalar

Genellikle eşit aralıklarla oluşan periyodik ve döngüsel bir etkidir. Zaman serisi içinde en yüksek veya en düşük iki seviye arasında tekrar eden bu değişime, değişim periyodu adı verilmektedir. Mevsimsel dalgalanmalar yıllık olarak kaydedilmiş zaman serilerinde gözlenemezler. Bir zaman serisinin mevsimsel trendinin

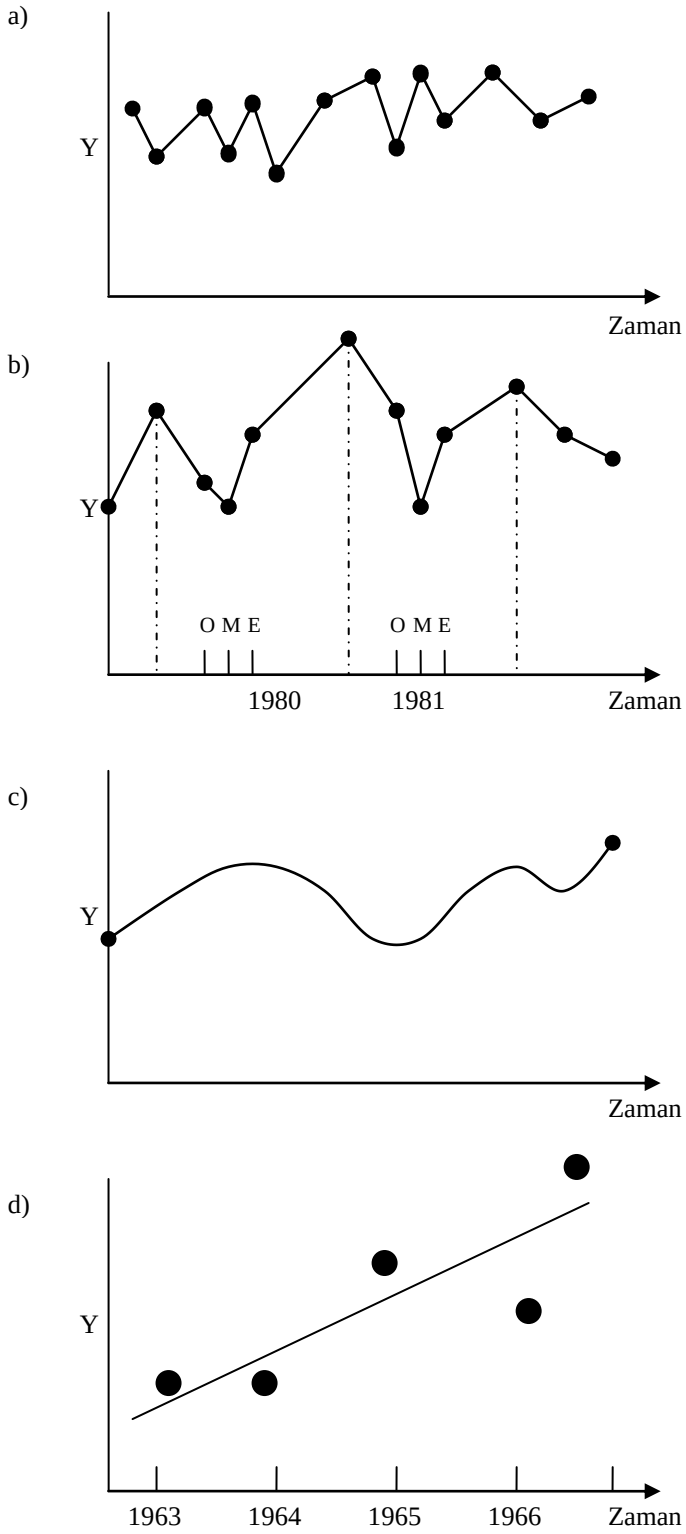
gözlenebilmesi için verilerin günlük, haftalık, aylık gibi yıldan daha az zaman dilimlerinde kaydedilmiş olması gerekmektedir.

Çevrimsel dalgalanmalar

Mevsimsel dalgalanmalardan farklı olarak belirli bir periyot izlemeyen ve döngüsel olmayan dalgalanmalardır. Genelde 3-5 yıl arasında değişim göstermektedirler. Liman kapasite tahmininde olduğu gibi ekonomik bir krizin tetiklediği bir düşüş bu tip bir dalgalanma yaratabilmekte ve bir süre sonra eski trend tekrar yakalanabilmektedir.

Düzensiz değişmeler

Ne zaman ve ne biçimde ortaya çıkacağı belli olmayan, bahsedilen diğer üç bileşenden farklı olan önceden bilinemeyen dalgalanmalardır. Dalgalanmalar düzensiz ve rastlantısaldır. Diğer bileşenlerin etkilerinin belirlenmesinden sonra hesaplanabilecek olan bir bileşendir ve bir hata terimi ile ifade edilmesi gerekmektedir.



Şekil 3.8. Zaman serisinin dalgalanmasına etki eden bileşenler, a) Düzensiz değişmeler, b) Mevsimsel dalgalanmalar, c) Çevrimsel dalgalanmalar d) Uzun dönem eğilim

3.4.2. Zaman serisi analizi süreci

Zaman serileri analiz edilirken tanımlama, açıklama, tahmin ve kontrol olmak üzere dört adıma ihtiyaç duyulmaktadır.

Zaman serisinin tanımlanması

Zaman serisi, analizi yapılacak olan değişkenin zamanla gösterdiği değişimlerin görülebilmesi amacı ile yapılmaktadır. Seriyi etkileyen bileşenlerin özelliklerinin belirlenmesi için önemli bir adımdır. Seriyi tanımlamada kolaylık sağlayabilecek transformasyon seçenekleri değerlendirilebilir. Bu transformasyonlar verilerin normal dağılışını saptamak, varyansı homojen hale getirmek ve mevsimsel etkiyi eğilime dahil etmektir.

Zaman serisinin açıklanması

Eldeki seriyi tanımlayan en uygun modelin seçimini içermektedir. Geliştirilen modelin uygunluk testlerinin de yapıldığı aşamadır.

Zaman serisinin tahmin edilmesi

Kurulan modelin geçmiş verilerden yararlanarak ileriye yönelik tahminler oluşturduğu aşamadır. Tahminler olasılık kuralları içinde yapılmaktadır.

Zaman serisinin kontrolü

Zaman serisi analizi sonucunda elde edilen sonuçların eldeki seri ile uyumunun belirlendiği aşamadır. Geleceğe yönelik tahminlerin tutarlılığı, geçmiş verilerin tahmininde yakalanan doğruluk düzeyi ile yakından alakalıdır. Eğer geliştirilen model istenilen sonuçlardan çok uzak ise modelin tekrar kurulması yoluna gidilmektedir.

3.4.4. Box-Jenkins tahmin modelleri

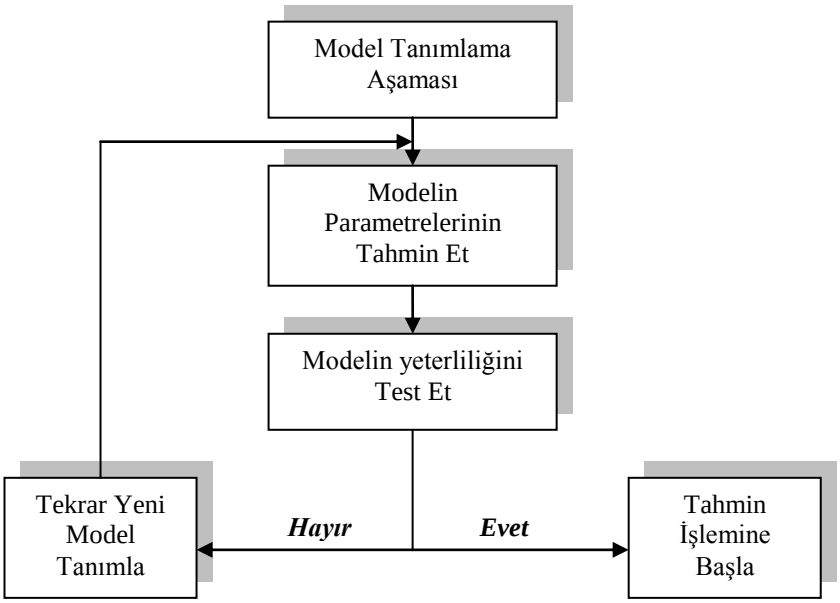
Box-Jenkins zaman serisi modelleri, doğrusal stokastik süreçleri temel alarak çözümleme ve tahmin yapmaktadır. Box-Jenkins tahmin modelleri arasında AR, MA, ARMA ve ARIMA sayılabilir. AR(p), MA(q) ve bunların birleşimi ARMA(p,q) modelleri durağan süreçlere uygun iken ARIMA(p,d,q) modeli durağan olmayan süreçlere uygundur.

Zaman serileri genellikle durağan olmayan süreçlerdir ve zaman serisinin ortalamasının ve varyansının zamana bağlı bir trendinin olup olmadığını bilmek ancak verilerin oluşturduğu grafiklerin irdelenmesi ile yapılabilmektedir. Zaman serisinin sabit bir ortalama etrafında dağılmaması veya stokastik sürecin özelliklerinin zamana bağlı olarak değişmesi, durağan olmayan zaman serilerinin oluşmasına neden olmaktadır. Bu özelliğe sahip zaman serilerinin durağanlaştırılması gerekmektedir ki, bu işlem fark alma ile gerçekleştirilmektedir. Genellikle fark bir veya iki kez alınarak yapılmaktadır ve fark alınmadan çözümlenebilen seriler zaten durağandır ve ARMA modelleri ile çözümlenebilirler.

Stokastik süreçlerin önemli özelliklerinden biri stasyonerliktir. Stasyoner bir süreçte, rastsal değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonunun, parametrelerinin ve otokorelasyon katsayılarının zamandan bağımsız olduğu kabul edilir. Bir zaman serisini meydana getiren rastsal değişkenlerin olasılık yoğunluk fonksiyonunun zamandan bağımsız ve yalnızca zaman aralıklarına bağlı olarak tanımlanması halinde güçlü stasyonerlik (strictly stationary) sözkonusu iken, stokastik sürecin istatistik parametrelerinin zamandan bağımsız olarak verilmesi zayıf stasyonerliğe karşılık gelmektedir [89]. Genellikle, stokastik süreçlerin zayıf stasyonerlik göstermesi yeterli görülür ve serinin davranışı otokorelasyon fonksiyonu ile karakterize edilir. Bir başka ifade ile, model belirleme aşamasında, zaman serisinin otokovaryans ve otokorelasyon fonksiyonuna gerek duyulmaktadır. Otokorelasyonlar, farklı zaman aralıklarındaki veriler arasındaki ilişkiyi tanımlamaktadırlar.

3.4.5. Model belirleme aşamaları

Zaman serileri için uygun Box-Jenkins modellerinin seçiminde, geliştirilmesinde ve tahmin amacı ile kullanılmasında Şekil 3.9'da görülen bir prosedür işletilmektedir.



Şekil 3.9. Box-Jenkins modelinin akış şeması [93].

Doğrusal durağan stokastik modeller

Zaman serisinin ortalama, varyans ve kovaryansının zamana bağlı olarak sabit olduğu durumlarda ARMA(p,q) modeli veya bu modelin özel hali olan AR(p) ve MA(q) modelleri kullanılmaktadır [94-97].

AR modeller

Zaman serilerinde veriler arası bağımlılığın sözkonusu olduğu modellerdir. Modeli, değişkenin *t* dönemindeki değeri, değişkenin geçmiş dönemlerdeki belirli sayıda değerleriyle, hata değişkeninin birleşimi olarak tanımlanmaktadır. Burada $\check{z}_1, \check{z}_2, \ldots, \check{z}_n$ zaman bağlı elde edilmiş olan zaman serisi değerleridir ve buna bağlı olarak $\check{z}_t$ süreci aşağıdaki şekilde ifade edilebilir;

$$\check{z}_t = \emptyset_1 \check{z}_{t-1} + \emptyset_2 \check{z}_{t-2} + \ldots + \emptyset_p \check{z}_{t-p} + a_t \quad (3.15)$$

Burada, a_t, ortalaması sıfır, varyansı σ_e^2 olan şansa bağlı hatayı ve $\emptyset$'da otoregresif parametresini göstermektedir. Yukarıda gösterilen eşitliğe p'inci dereceden otoregresif model denilmektedir ve AR(p) şeklinde gösterilmektdir. $\check{z}_t$ gözleminin, geçmiş değerleri üzerine olan regresyonu olarak da düşünülebilir. Bu nedenle gözlemler otoregresiftir ve bu da p'inci dereceden yani p tane geçmiş değerle regresyonlu olan otoregresif süreç olarak tanımlanmaktadır.

MA modeller

Hareketli ortalama modeller, ele alınan değişkenin *t* dönemindeki değerinin aynı dönemdeki a_t ve belirli sayıda geri dönem hata terimleri a_{t-q}'ların doğrusal birleşiminden ortaya çıkan bir modeldir. Bu modeller trendin söz konusu olduğu yerlerde ve mevsimsel varyasyonun giderilmesi istenen durumlarda kullanılmaktadır. Zaman serisi gözlem seti $\check{z}_t$ ve t=1, 2,…,n olarak ele alınacak olunursa hataların yani a_t'lerin ortalaması sıfır, varyansı σ_e^2 bir şans değişkeni olduğu varsayımı altında $\check{z}_t$ süreci Eşitlik (3.16)'daki gibi yazılacak olunursa buna q'uncu dereceden hareketli ortalama modeli denilir.

$$\check{z}_t = a_t - \emptyset_0 a_t - \emptyset_1 a_{t-1} - \ldots - \emptyset_p a_{t-q} \quad (3.16)$$

ARMA modeller

Zaman serileri modellerinde esneklik sağlamak ve en az sayıda parametre ilkesini gerçekleştirmek amacı ile bazı hallerde modele hem otoregresif hem de hareketli ortalama parametrelerinin dahil edilmesi yarar sağlamaktadır. Bu tür modeller p terimli otoregresif (AR) ve q terimli hareketli ortalama (MA) modeli ile (p+q) terim içerir ve otoregresif hareketli ortalama (veya karışık otoregresif hareketli ortalama) modelleri adını almaktadır. Model ARMA(p,q) şeklinde ifade edilmektedir. Modelin genel ifadesi aşağıdaki gibi ifade edilmektedir;

$$\check{z}_t = Ø_1 \check{z}_{t-1} + \ldots + Ø_p \check{z}_{t-p} + a_t - Ø_1 a_{t-1} - \ldots - Ø_p a_{t-q} \quad (3.17)$$

Modelde parametrelerin tahmini hareketli ortalamalarda yapılan iterasyonlar gibidir ve hataların karesini minimum yapan noktaların oluşturduğu setin elde edilmesine çalışılmaktadır.

Doğrusal olmayan stokastik modeller

Zaman serisinin ortalama ve varyansında zamana bağlı bir değişim gözleniyor ise durağan olmayan bir stokastik durum söz konusudur ve durağan hale dönüştürülmeden işlem yapılamaz. Bu işlem daha öncede belirtildiği gibi fark alma işlemi ile yapılmaktadır. Zaman serisinin doğrusal bir trendinin olması durumunda birinci fark seriyi durağan hale getirmekte yeterli olur iken, seri eğrisel bir trende sahip ise ikinci fark alınması durumunda durağan hale gelebilmekte ve model ARIMA(p,d,q) halini almaktadır [98].

ARIMA modeller

Analiz edilen zaman serisi durağan değil ise, bu verilere uyum sağlanmaya çalışılan verilerin farklarının uyumunun ele alındığı durağanlaştırılmış modellere bütünleşik (integre) modeller adı verilmektedir. Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama modellerin genel yazılışı aşağıdaki gibidir;

$$\varphi(B)\check{z}_t = Ø(B)a_t \quad (3.18)$$

şeklinde ifade edilir ve eşitlikte,

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \ldots - \varphi_p B^p \quad (3.19)$$

$$Ø(B) = 1 - Ø_1 B - Ø_2 B^2 - \ldots - Ø_q B^q \quad (3.20)$$

olmaktadır. Modeldeki $\varphi(B)$ ifadesi genel otoregresif işlem parametresidir ve $\varphi(B)\nabla^d$'ye eşittir. İşlemlere ∇^d fark operatörü dahil edilmektedir. Bu durumda modelin yazılışı,

$$w_t = \nabla^d \check{z}_t$$

olacaktır. Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama modellerin daha açık bir ifade ile yazılışı;

$$w_t = \emptyset_1 w_{t-1} + \ldots + \emptyset_p w_{t-p} + a_t - \varphi_1 a_{t-1} - \ldots - \varphi_q a_{t-q} \qquad (3.21)$$

görüldüğü gibi gibi model ARMA modeline benzer yapıdadır sadece d'inci dereceden farklarının işleme girmesi söz konusudur. Böylece model ARIMA(p,d,q) olarak ifade edilmektedir. ∇^d fark operatöründe d = 1 ise $\nabla^d = \nabla\check{z}_t = \check{z}_t - \check{z}_{t-1}$ olacaktır.

IMA modeller

Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama modellerde p'nin sıfır olduğu durumlardaki (0,d,q) modellere bütünleşik hareketli ortalama modeller denilmektedir ve IMA(0,d,q) ile gösterilmektedir. Otoregresiflik derecesinin sıfır olduğu modelin fark denklemi aşağıdaki şekilde gösterilebilir;

$$\nabla^d \check{z}_t = (1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \ldots - \varphi_p B^p) a_t = \varphi(B) a_t \qquad (3.22)$$

olmaktadır. Aynı eşitliğin açık yazılmış şekli ise aşağıdaki gibidir;

$$\check{z}_t = d\check{z}_{t-1} - (1/2)d(d-1)\,\check{z}_{t-2} + \ldots + (-1)^{d+1}\check{z}_{t-d} + a_t - \varphi_1 a_{t-1} - \ldots - \varphi_q a_{t-q} \qquad (3.23)$$

4. KAPASİTE TAHMİN MODELİ (KAPTAM)

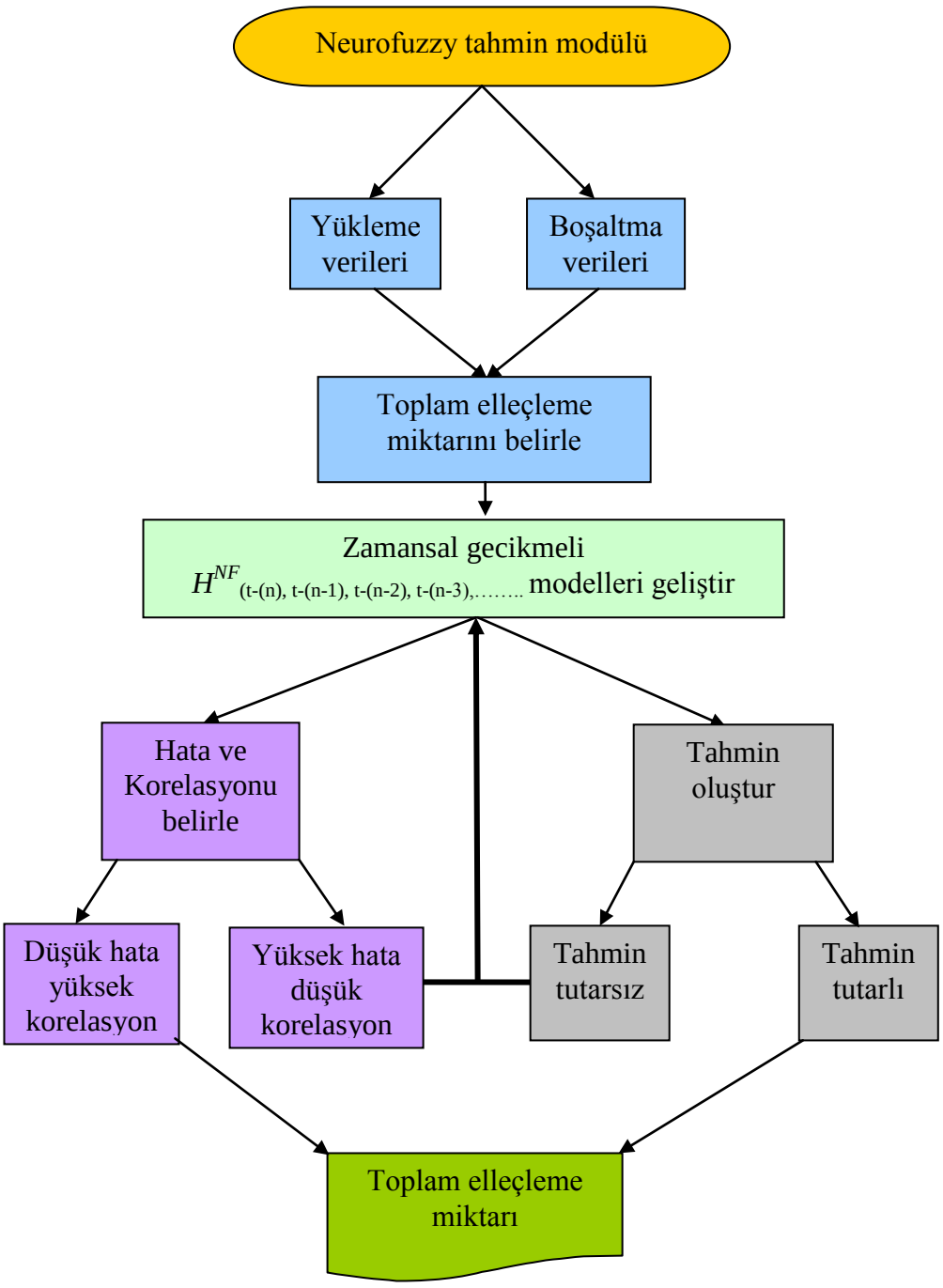
Liman revizyon planlarının hareket noktasını oluşturan elleçleme kapasitesi tahmini, uygulamada lineer regresyon yöntemi ile yapılmaktadır ve korelasyon değerleri incelenen veri setine bağlı olarak 0,50-0,55 düzeyindedir. KAPTAM'ın geliştirilme amacı kapasite tahmininde sık kullanılan lineer regresyona alternatif bir model oluşturmaktır. KAPTAM, neurofuzzy, çoklu nonlineer regresyon ve zaman serisi olmak üzere üç modülden oluşmaktadır. Model, tahmine ilk önce neurofuzzy modülü ile başlamaktadır. Elde edilen hata sonuçları ve tahmin etkinliğine bağlı olarak bir alt modüle geçilip geçilmeyeceği ve hangi modüle geçileceği ile ilgili bir prosedür belirleme işlemi ile işletilmektedir. Bu bölümde, geliştirilen kavramsal modelin temel özellikleri ve mantığı akış şemaları kullanılarak verilecek, model detayları uygulama ile birlikte sunulacaktır.

Neurofuzzy modülü, liman elleçleme kapasitesini klasik yapay sinir ağlarına kıyasla yüksek bir doğruluk ile tahmin edebilen bu alandaki ilk uygulamadır. Modül, toplam elleçleme (yükleme + boşaltma) miktarı üzerinden tahmin yapan zaman gecikmeli bir modüldür (Şekil 4.1). Birçok algoritmanın denenmesini gerektirmektedir. Uygun algoritma seçimi, gerek hata parametreleri gerekse tahmin tutarlılığını açısından değerlendirilmektedir. Neurofuzzy modülü farklı zaman gecikme alternatiflerinin denenmesi ile en uygun çözümü sağlamaktadır.

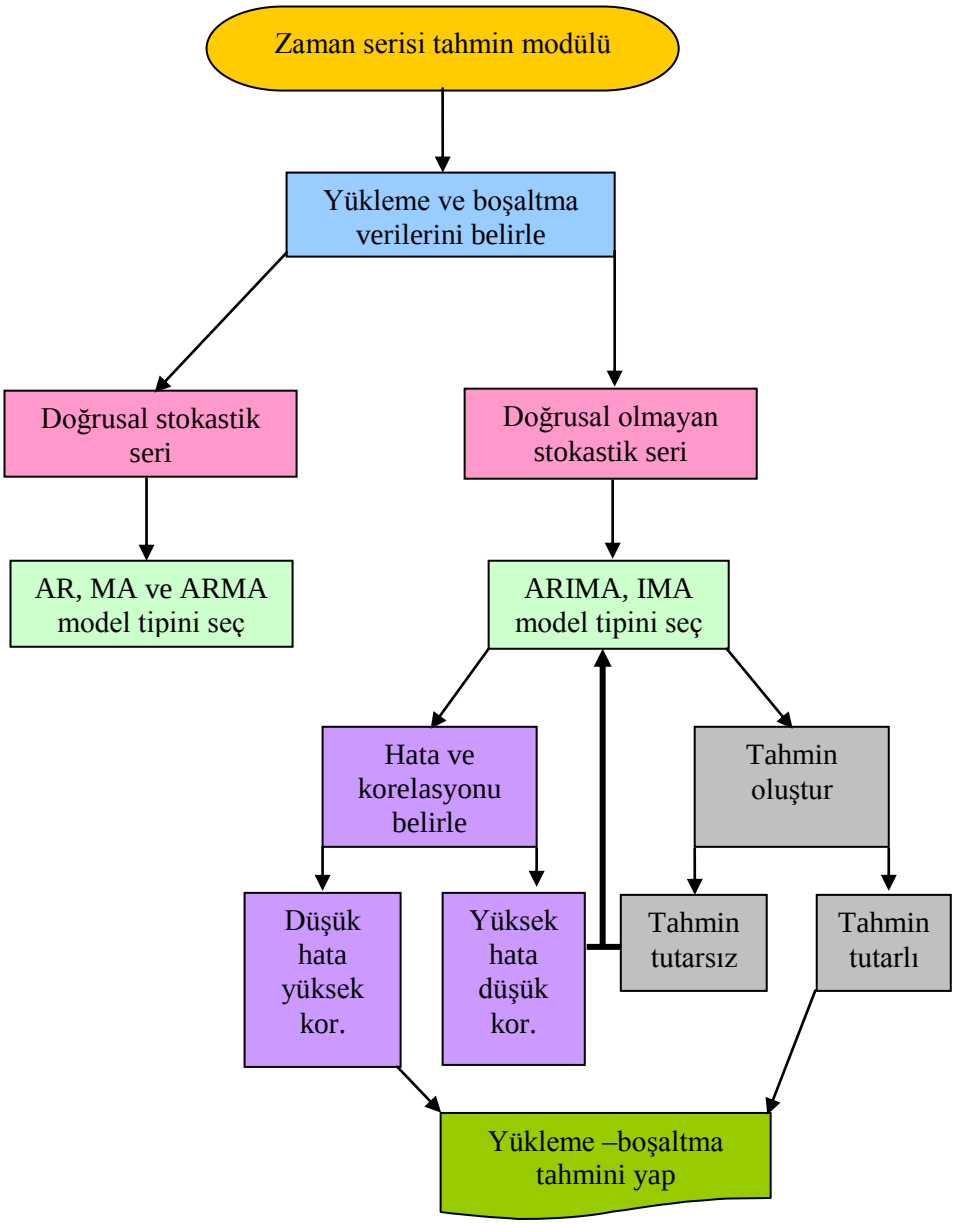
Zaman serisi tahmin modülü, yükleme ve boşaltma verilerinin bir zaman serisi oluşturacak şekilde modüle dahil edilmesini içerir. Zaman serisi modülünde, veri setinin yapısı izlenecek prosedürü direkt etkileyen en önemli unsurdur. Veri setinin doğrusal stokastik olması, modülün AR, MA ve ARMA modellerinin, doğrusal olmayan stokastik durumlarda ise genelde ARIMA modellerinin işletmesini gerektirmektedir (Şekil 4.2).

Çoklu Nonlineer regresyon modülü ise, yükleme ve boşaltma verilerinin ayrı ayrı değerlendirildiği ve diğer modellerde olduğu gibi model etkinliğinin hata parametreleri ve korelasyon değerleri ile belirlendiği bir modüldür (Şekil 4.3).

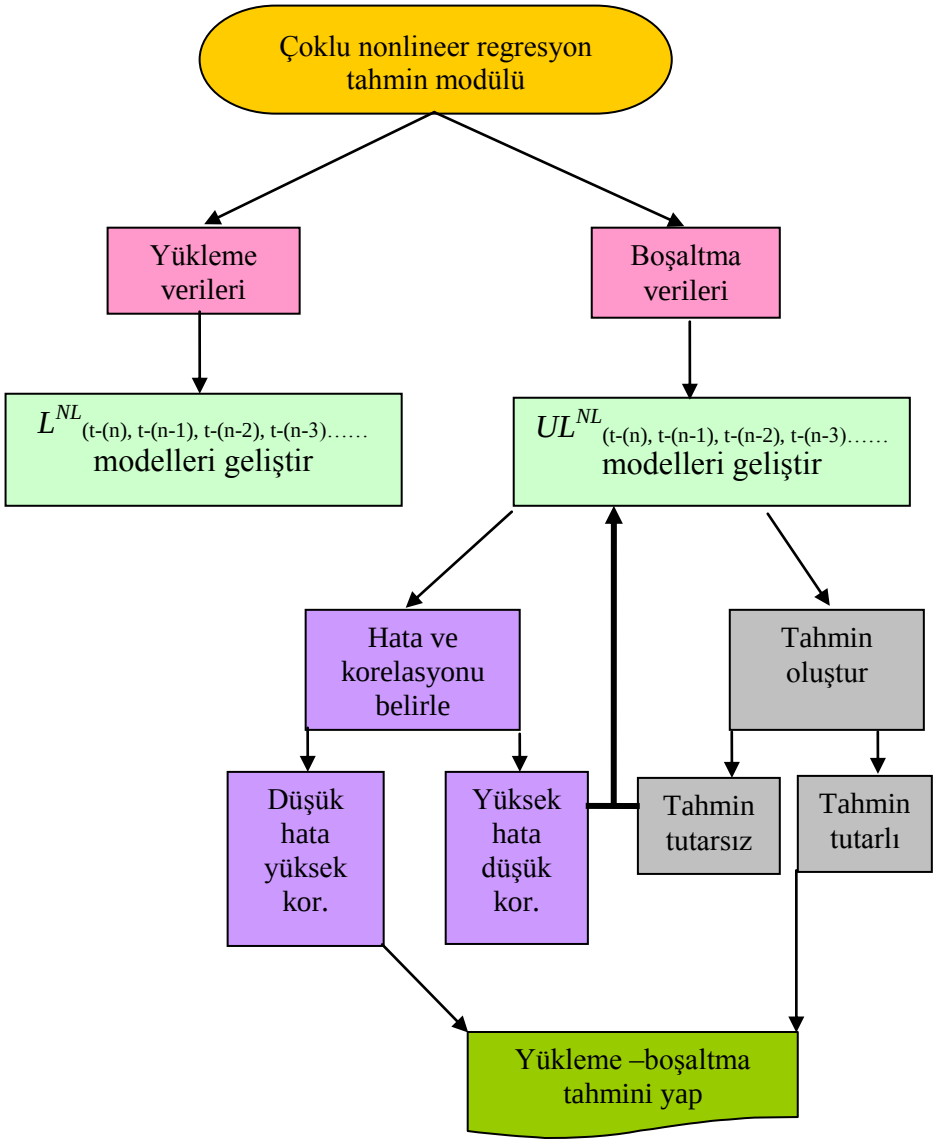
Modülde birbirini izleyen zaman gecikmeli veri setleri girdi olarak kullanılmaktadır. Neurofuzzy ve zaman serisi modüllerinin cevap vermediği durumlarda işletilen bir modüldür.



Şekil 4.1. Neurofuzzy tahmin modülü

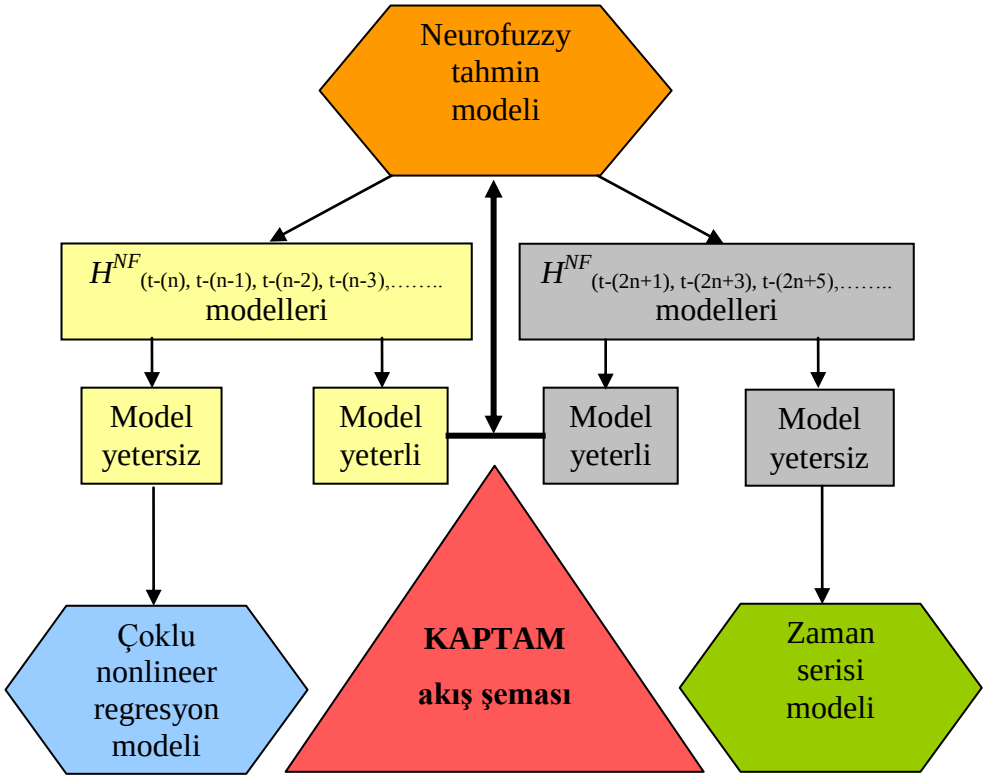


Şekil 4.2. Zaman serisi tahmin modülü



Şekil 4.3. Çoklu nonlineer regresyon tahmin modülü

KAPTAM en uygun kapasite tahmin modelinin belirlenmesinde Şekil 4.4'teki prosedür işletmektedir. Yöntemlerin avantaj ve kısıtları göz önünde bulundurularak geliştirilmiştir (Şekil 4.4).



Şekil 4.4. KAPTAM modeli

KAPTAM, öncelikle neurofuzzy modülü ile uygun kapasite tahmini geliştirmeyi amaçlamaktadır. Hata parametreleri ve korelasyon değerleri modelin etkinliğinin belirleyicisi konumundadır (Şekil 4.4). Neurofuzzy modülünün tahmin etkinliği önemli bir aşamadır ve tahminlerinde tutarlı olması, bu modül (neurofuzzy modülü) ile tahmin işlemini yapmanın yeterli olacağını göstermektedir. Tahmin veya hata parametrelerindeki yetersizlikler, yetersizlik gösteren modele bağlı olarak bir sonraki tahmin modülüne geçmeyi gerektirmektedir. Birbirini izleyen zaman gecikmeli veri setlerinden oluşturulmuş olan alt modellerin yetersizliği, çoklu nonlineer regresyon modülünü, bir veya iki kez fark alınarak oluşturulan serilerin yetersizliği zaman serisi modülünün çalıştırılmasını gerektirmektedir. Model Mersin Limanı'na başarıyla uygulanmıştır.

5. ÖRNEK UYGULAMA: MERSİN LİMANI

Amerika ve Avrupa ülkelerinin Türkiye ve Ortadoğu ülkeleri ile olan ticaretinde olduğu kadar Uzakdoğu ülkelerinin Ortadoğu ve Avrupa ile olan ticaretinde deniz ticaretinin yoğunlaştığı bölge Doğu Akdeniz bölgesidir. Ortadoğu ülkelerine, özellikle Irak'a yönelik transit taşımacılıkta Doğu Akdeniz'de Mersin Limanına rakip birçok liman bulunmaktadır. Bunlardan Beyrut Limanı gerçekleştirmekte olduğu büyük alt yapı yatırımları ile yeniden canlanmakta, Suriye'nin Laskiye ve Tartus ile Ürdün'ün Akabe Limanları ise gerek tarifelerinden, gerekse taşımacılıkta tonaj sınırı olmamasından kaynaklanan avantajlarını kullanarak Ortadoğu ülkelerine yönelik deniz taşımacılığından pay almaktadırlar. Bu derece önemli bir sektörün ülkemiz ekonomisi açısından bir avantaj olarak algılanarak optimum şekilde değerlendirilmesi gerekmektedir.

5.1. Mersin Limanı Genel Özellikleri

Mersin Limanı, Akdeniz'in Doğusunda, $36^{o}46'20''$ Kuzey enlem, $36^{o}39'00''$ Doğu boylamında yer almaktadır [99]. Güney ve batı rüzgarlarına karşı korunması için iki ayrı tipte inşa edilmiş dalgakıranla çevrilidir. 24 Ocak 1980 ekonomik kararlarının ardından Türkiye'nin Orta Doğu ticaretiyle gelişmeye başlayan Mersin Limanı demiryolu ve karayolu bağlantılarının gelişmesiyle dünyanın Orta Doğu ticareti için ideal bir transit liman olma özelliğini kazanmıştır. Güneydoğu Anadolu Projesi'nin sanayi ve tarımsal üretiminin ihracında en önemli deniz ayağını oluşturmakta olup Adana Havaalanı'na 60 km mesafededir. Liman sahasının içinde yer alan Mersin Serbest Bölgesi, pahalı ithalat ürünleri için bir dağıtım merkezi olma özelliğine sahiptir.

Liman, konteyner terminaline sahip olup modern altyapı ve ekipmanları ile etkin yük elleçleme operasyonları, geniş depolama alanları ile genel kargo, dökme katı, dökme sıvı ve Ro-Ro hizmetleri yanında uluslararası yolcu gemilerine de hizmet verebilecek kapasiteye sahiptir. Limanda tren terminali mevcuttur. 100 000 ton kapasiteli ve

rıhtıma konveyörle bağlı bir konveyör ile soğultmalı konteynerler için gerekli tesisler de limanda yer almaktadır. Ayrıca atık su arıtma tesisi bulunmaktadır.

KAPTAM, Mersin Limanının yıllık yükleme ve boşaltma miktarları belirlenmesinde kullanılmıştır. Veriler, 1963 – 2007 yılları arasını kapsamaktadır ve Denizcilik Müsteşarlığı'nın veri bankasından elde edilmiştir.

Modellerin performans düzeyinin belirlenmesi için RMSE (Root Mean Square Error – Hataların Karesinin Karekökü) ve MAE (Mean Absolute Error – Ortalama Mutlak Hata) hata analiz metotları kullanılmıştır. Modellerden elde edilen değerlerin gerçek değerlere kıyasında kolaylık sağlaması açısından hata oranlarının hesaplanmasında normalize edilmiş RMSE ve MAE değerleri (NRMSE - NMAE) kullanılmıştır. Modellerin performans analizlerinde kullanılan R_e (Relative error - Bağıl hata) ve R^2 (Correlation coefficient - Korelasyon katsayısı) eşitlikleri aşağıdaki gibidir;

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t^o - y_t^c)^2}{n}} \tag{5.1}$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|(y_t^o - y_t^c\right| \tag{5.2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t^o - y_t^c)^2}{\sum_{t=1}^{n}(y_t^o - \overline{y^o})^2} \tag{5.3}$$

$$R_e = \left|\frac{y_t^o - y_t^c}{y_t^o}\right| \text{x}100 \tag{5.4}$$

5.2. Neurofuzzy Modülü

Neurofuzzy modülünün, bulanık mantık ve yapay sinir ağları yöntemlerine kıyasla ön plana çıkan en önemli özelliklerinden birisi, girdi değişkenlerine ait üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde, veri setini kullanılması ve en uygun yapının veri setine bağlı oluşturulabilmesidir. Neurofuzzy modülü ile kapasite tahmininde 5 adet alt model önerilmiştir. Modeller çoklu nonlineer regresyon modelinde olduğu gibi zaman gecikmeli modellerdir ve zaman gecikme aralıkları da aynıdır. Önerilen alt modelde yükleme ve boşaltma verileri ayrı ayrı değerlendirmek yerine, yükleme ve boşaltma verileri toplanarak direkt olarak elleçleme kapasitesi üzerinden tahmin yapılmıştır.

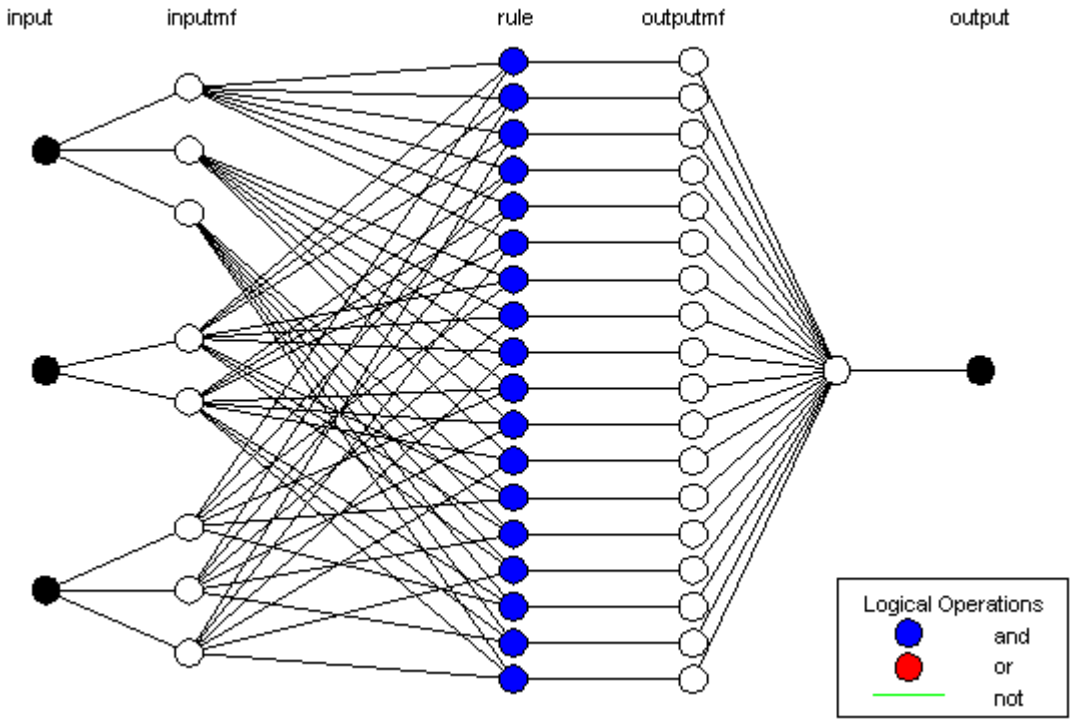
Neurofuzzy modülünde geriye yayma ve hibrit olmak üzere iki tip optimizasyon metodu kullanılmaktadır. Geliştirilen alt modellerde hibrit optimizasyon metodunun geriye yayma optimizasyon metoduna oranla düşük hata oranları verdiği görülmüştür.

Çalışmanın ilk aşamalarında yapay sinir ağları ile de modeller oluşturulmuş ve elde edilen sonuçların neurofuzzy'ye oranla daha düşük korelasyon değerlerine sahip olduğu ve uygun algoritmanın seçiminde çok zaman kaybına sebep olduğu görülmüştür. Çalışma kapsamında geliştirilen modellerden sadece t-5, t-3, t-1 alt modeli uygun sonuçlar vermiştir. Diğer alt modellerin genellikle azalan trende sahip olmaları çalışma için uygun model olmadıklarını göstermektedir.

5.2.1. t-5, t-3, t-1 elleçleme tahmin modeli

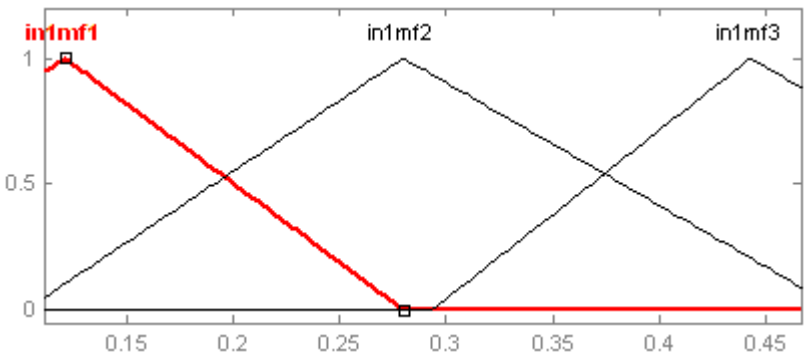
Alt modelde, t-5, t-3 ve t-1 olmak üzere üç adet girdi (input variable) parametresi kullanılmış ve t anındaki elleçleme kapasitesi tahmin edilmiştir (Şekil 5.1). 40 adet yükleme veri setinden, 30 adedi sistemin eğitilmesi aşamasında, 10 adedi ise test aşamasında kullanılmıştır. En uygun eğitim ve test veri setinin seçimi farklı algoritmaların denemesi ile belirlenmiştir. İlk girdi değişkeni için üç adet, ikinci girdi değişkeni için 2 adet ve üçüncü girdi değişkeni için 3 adet bulanık dilsel terim (fuzzy

linguistic term) tanımlanmış ve toplam 18 adet kural (rule base) tanımlanmıştır. t-5, t-3, t-1 modelinde en yüksek korelasyon değerlerini veren üçgen tip üyelik fonksiyonu seçilmiştir. Ayrıca hibrit optimizasyon metodu kullanılmış ve epoch sayısı 150 olarak seçilmiştir.

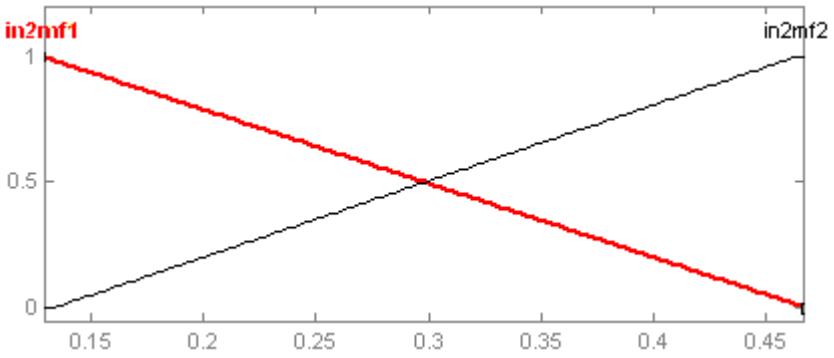


Şekil 5.1. t-5, t-3, t-1 elleçleme tahmin modelinin mimarisi

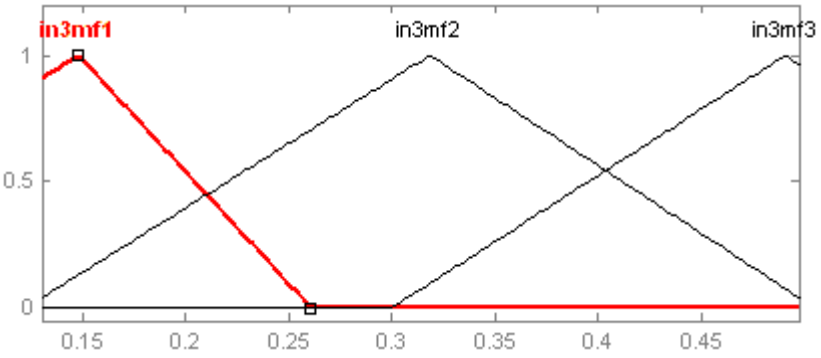
Şekil 5.2, Şekil 5.3 ve Şekil 5.4'de girdi değişkenlerine ait üyelik fonksiyonları görülmektedir.



Şekil 5.2. t-5 girdi değişkenine ait üyelik fonksiyonu

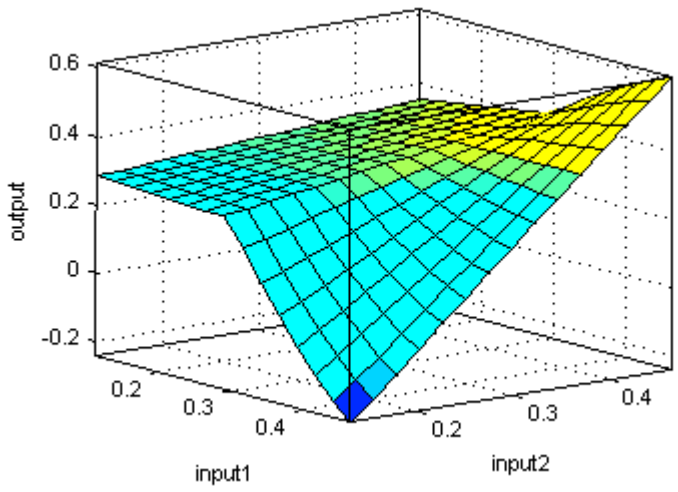


Şekil 5.3. t-3 girdi değişkenine ait üyelik fonksiyonu

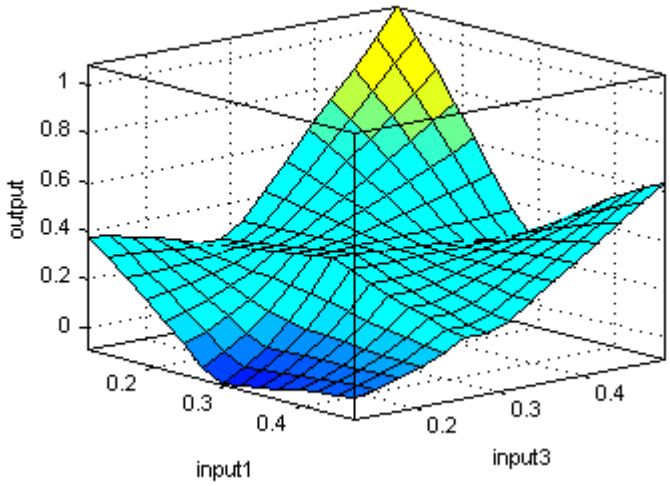


Şekil 5.4. t-1 girdi değişkenine ait üyelik fonksiyonu

Şekil 5.5 ve Şekil 5.6'de girdi değişkenleri t-5 (input 3), t-3 (input 2) ve t-1 (input 1)'e ait ortak üç boyutlu etkileşim grafikleri görülmektedir.

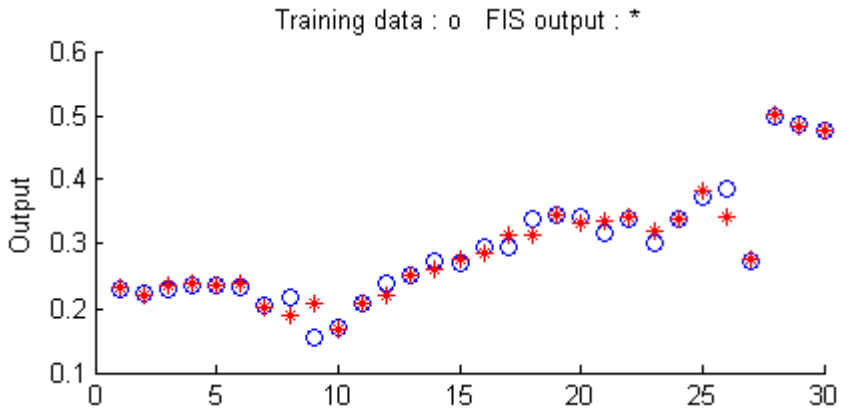


Şekil 5.5. t-5 ve t-3 değişkenleri arasındaki ilişkinin üç boyutlu görünümü

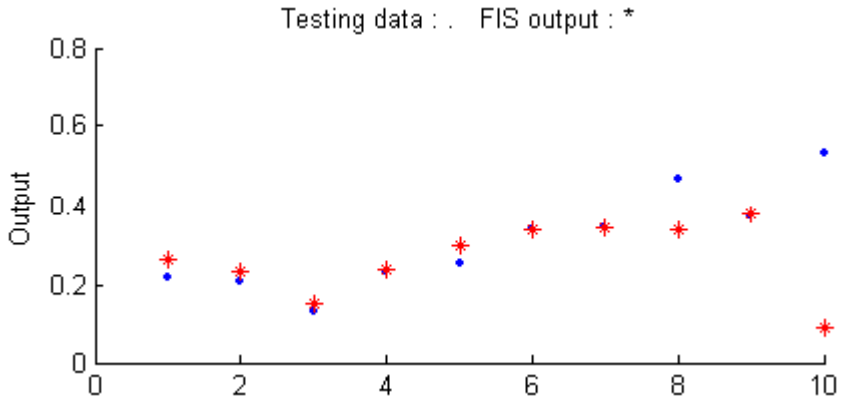


Şekil 5.6. t-5 ve t-1 değişkenleri arasındaki ilişkinin üç boyutlu görünümü

Şekil 5.7'de alt modelin eğitilmesi aşamasında kullanılan 30 adet verinin gerçek değerleri ile tahmin değerleri görülmektedir. Çalışmada denenen bir çok veri setinde, eğitim seti olarak kullanılan değerlerin alt modelin öğrenmesinden çok ezberlemesine sebep olduğu ve test aşamasında düşük korelasyon değerleri oluşturduğu belirlenmiştir. Ayrıca geriye yayma optimizasyon yönteminin kullanıldığı alt modellerde trend genellikle azalma göstermektedir. t-5, t-3, t-1 alt modeli için öğrenme aşamasında ortalama hata değeri 0,002 ve test aşamasında ise 0,004 olarak belirlenmiştir (Şekil 5.7 ve Şekil 5.8).

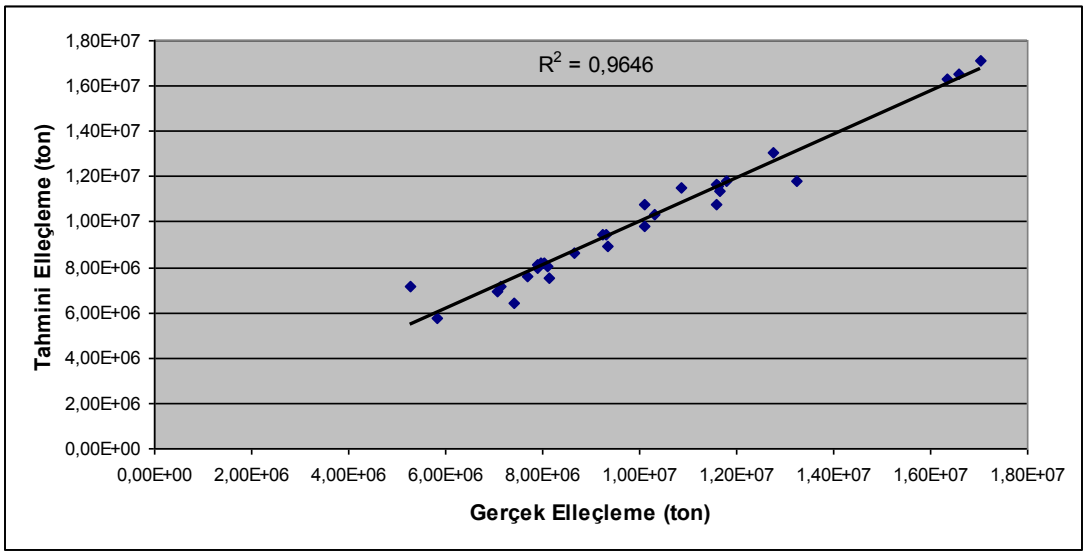


Şekil 5.7. t-5, t-3, t-1 alt modeli eğitim aşaması performans değerleri

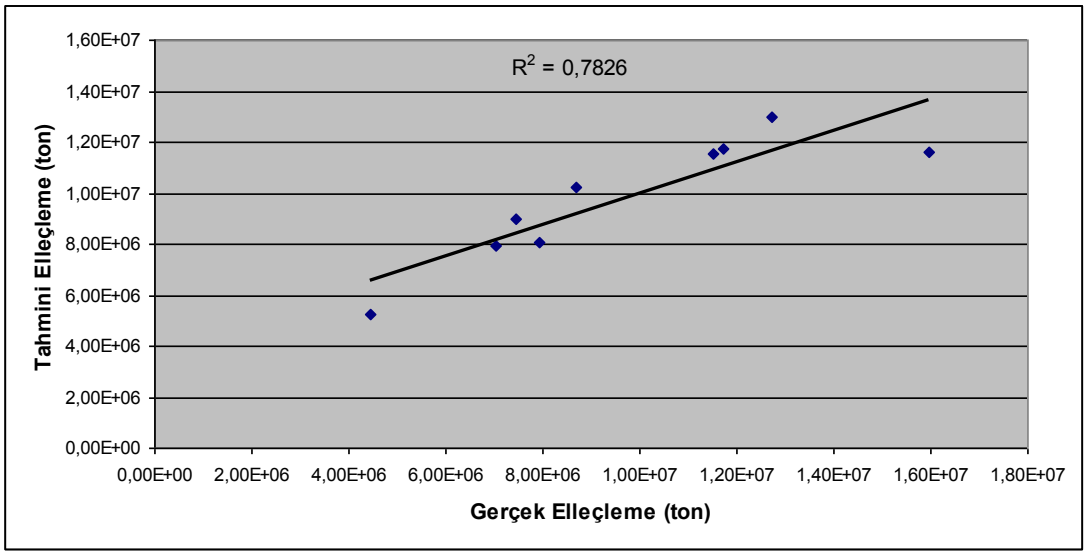


Şekil 5.8. t-5, t-3, t-1 alt modeli test aşaması performans değerleri

Eğitme aşamasında kullanılan 30 adet veri seti için korelasyon değerleri hesaplanmış ve elde edilen korelasyon değerinin çalışmanın ilk aşamalarında hesaplanan yapay sinir ağları ve çoklu nonlineer analiz sonuçlarından daha yüksek korelasyona sahip olduğu belirlenmiştir (Şekil 5.9). Aynı şekilde alt modelin test aşamasında da yüksek korelasyon değeri elde edilmiştir (Şekil 5.10).

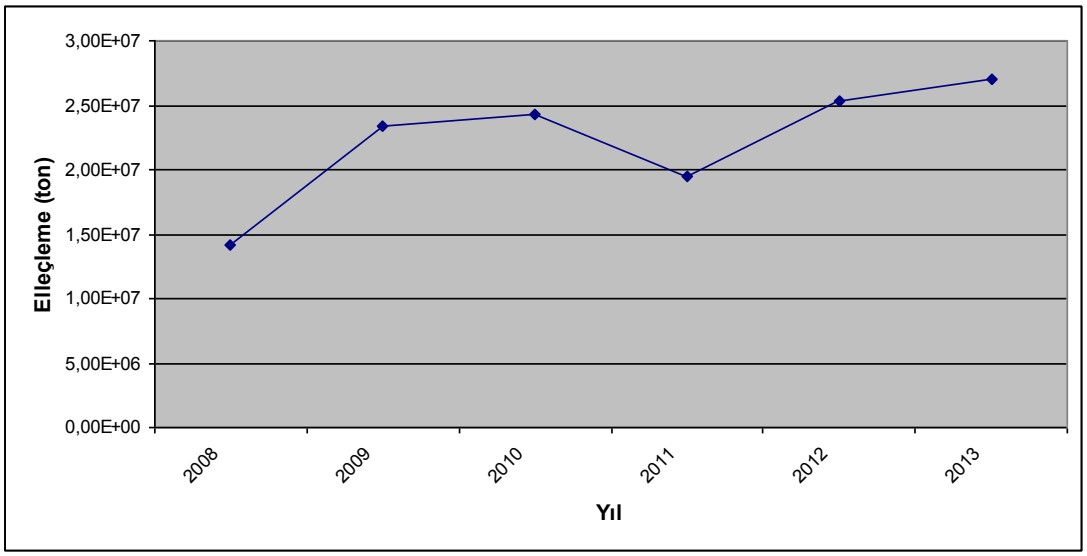


Şekil 5.9. t-5, t-3, t-1 alt modeli eğitim aşaması korelasyon değerleri



Şekil 5.10. t-5, t-3, t-1 alt modeli test aşaması korelasyon değerleri

t-5, t-3, t-1 alt modelinin 2013 yılına kadar elleçleme kapasitesi tahminleri Şekil 5.11'de görülmektedir. Geliştirilen neurofuzzy model 2013 yılından sonra periyodik olarak tekrar eden bir trendi işaret ettiğinden sadece 2013 yılına kadar olan tahmin değerleri dikkate alınmıştır. EK-1'de geliştirilen neurofuzzy modelin hata ve korelasyon değerleri görülmektedir. Alt model elleçleme kapasitesini tahmin ettiği için *H* (*H* = Handling) simgesi ile ifade edilmiştir.



Şekil 5.11. t-5, t-3, t-1 alt modeline ait elleçleme tahminleri

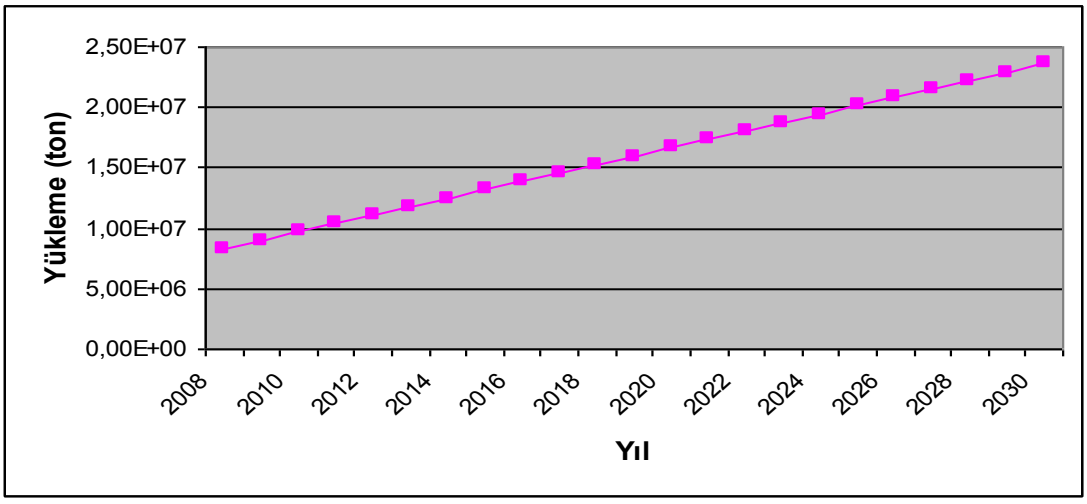
5.3. Zaman Serisi Modülü

Zaman serisi ile elleçleme tahmininde yükleme ve boşaltma için altı adet alt model geliştirilmiştir. Bu modeller Box-Jenkins tahmin modelleridir. Çalışmada analiz edilen yükleme ve boşaltma verilerinin durağan olmayan süreçler olduğu belirlenmiş ve bu durağan olmayan sürecin durağanlaştırılması için fark alma işlemine gidilmiştir. Serinin durağanlaştırılması ancak iki kez fark alınması ile sağlanabilmektedir. Toplam elleçleme miktarının hesaplanmasında, yükleme ve boşaltma verileri için ARIMA (3 2 0), ARIMA (4 2 0), ARIMA (5 2 0) modelleri kullanılmıştır. Modeller çok sayıda Box-Jenkins modeli arasından istatistiksel testlere dayanarak uygun olanı belirlenmek suretiyle seçilmiştir.

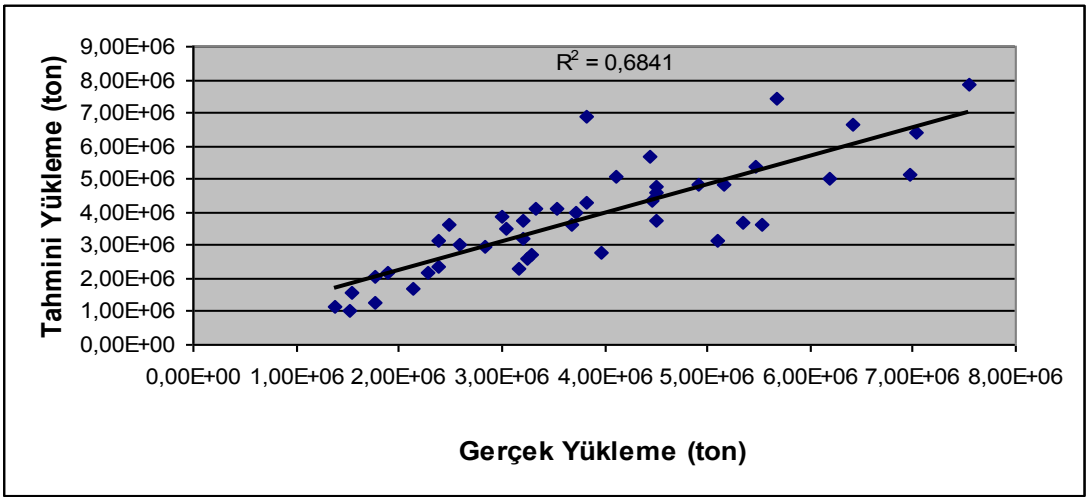
5.3.1. Yükleme kapasitesi tahminleri

ARIMA (3 2 0) alt modeli

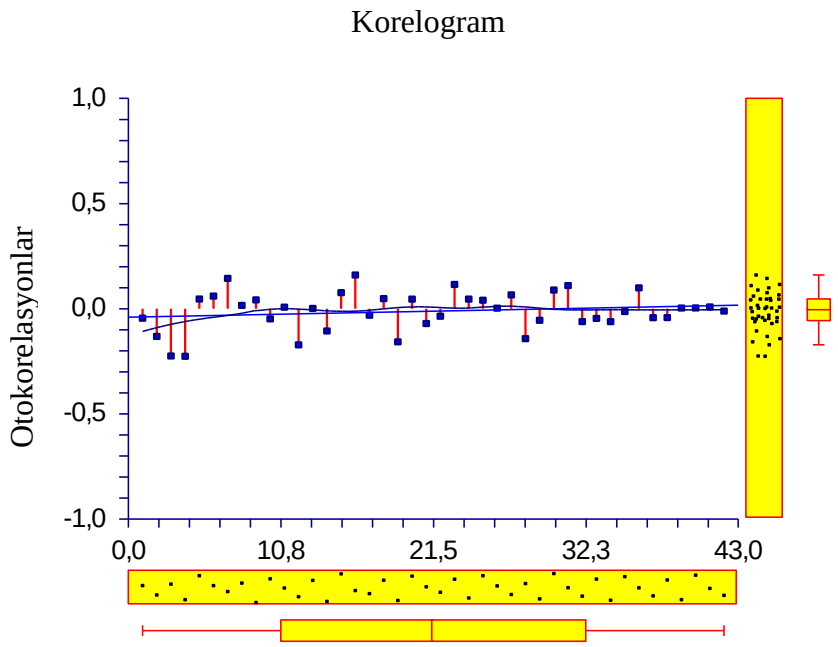
ARIMA (3 2 0) modelinde bakıldığında yükleme trendinin artan özellik gösterdiği görülmektedir (Şekil 5.12). Modelde korelasyon katsayısı yaklaşık 0,68 olarak bulunmuştur (Şekil 5.13). Serinin durağanlığı hakkında bilgi vermesi amacı ile serinin korelogramı çizilmiştir (Şekil 5.14).



Şekil 5.12. ARIMA (3 2 0) modeli yükleme tahminleri



Şekil 5.13. ARIMA (3 2 0) modeli korelasyon değeri

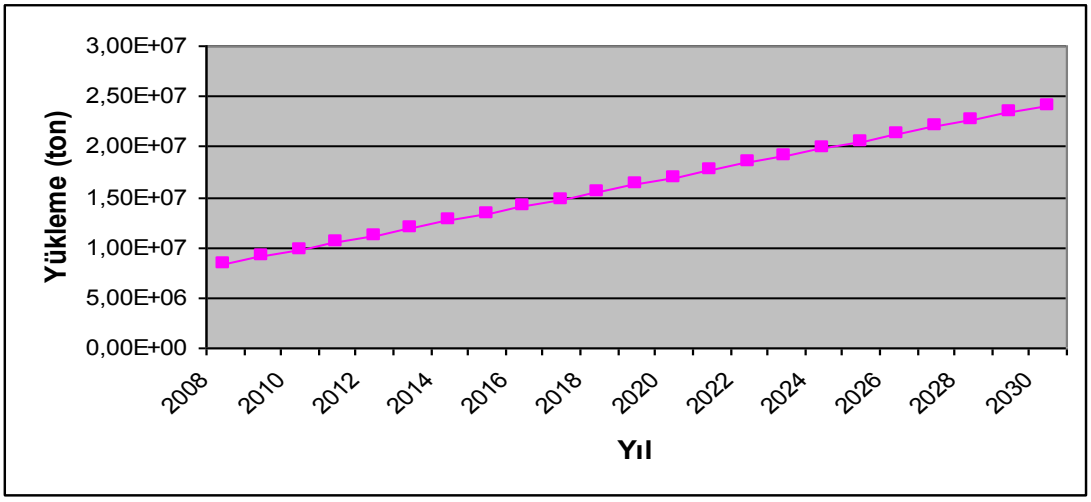


Şekil 5.14. ARIMA (3 2 0) modeli korelogramı

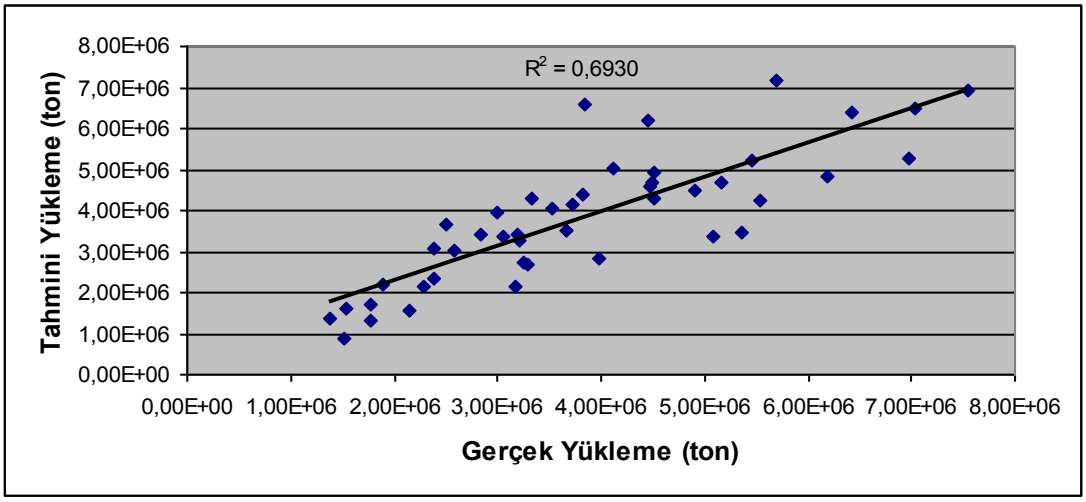
ARIMA (4 2 0) alt modeli

ARIMA (4 2 0) modelinde bakıldığında yükleme trendinin artan özellik gösterdiği görülmektedir (Şekil 5.15). Modelde korelasyon katsayısı yaklaşık 0,69 olarak

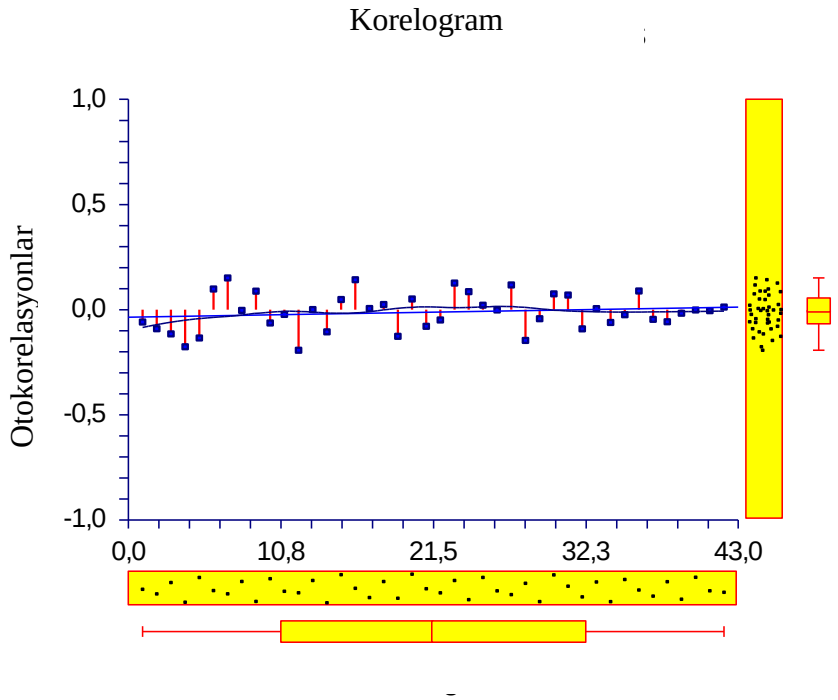
bulunmuştur (Şekil 5.16). Serinin durağanlığı hakkında bilgi vermesi amacı ile serinin korelogramı çizilmiştir (Şekil 5.17).



Şekil 5.15. ARIMA (4 2 0) modeli yükleme tahminleri



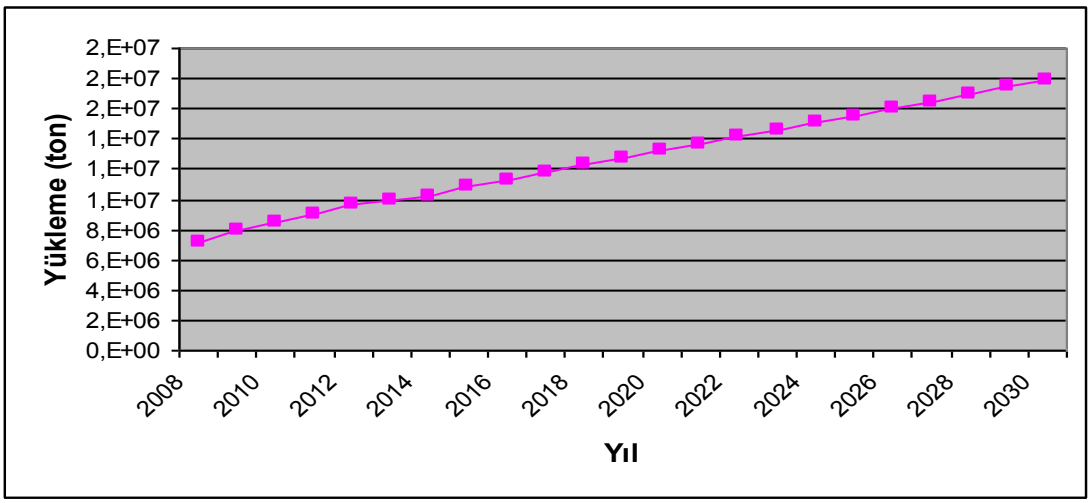
Şekil 5.16. ARIMA (4 2 0) modeli korelasyon değeri



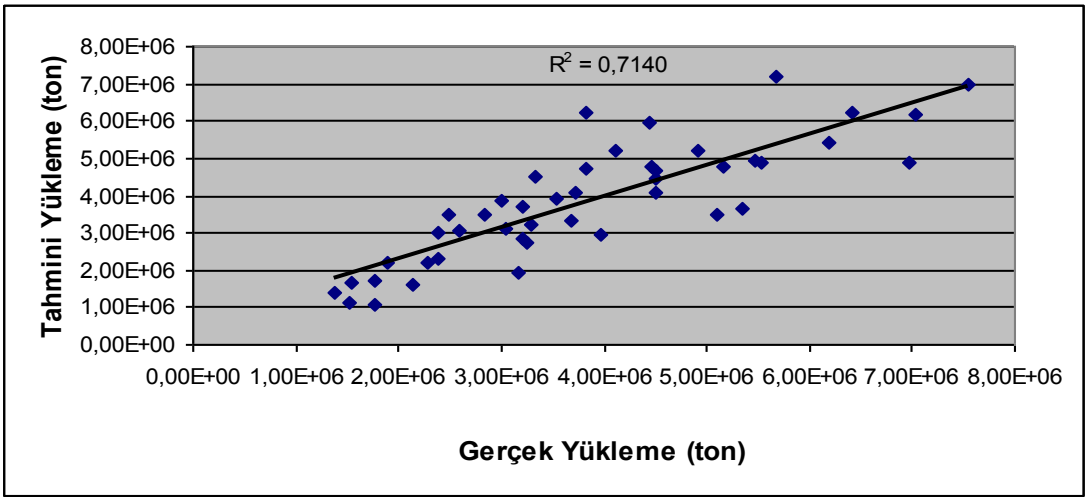
Şekil 5.17. ARIMA (4 2 0) modeli korelogramı

ARIMA (5 2 0) alt modeli

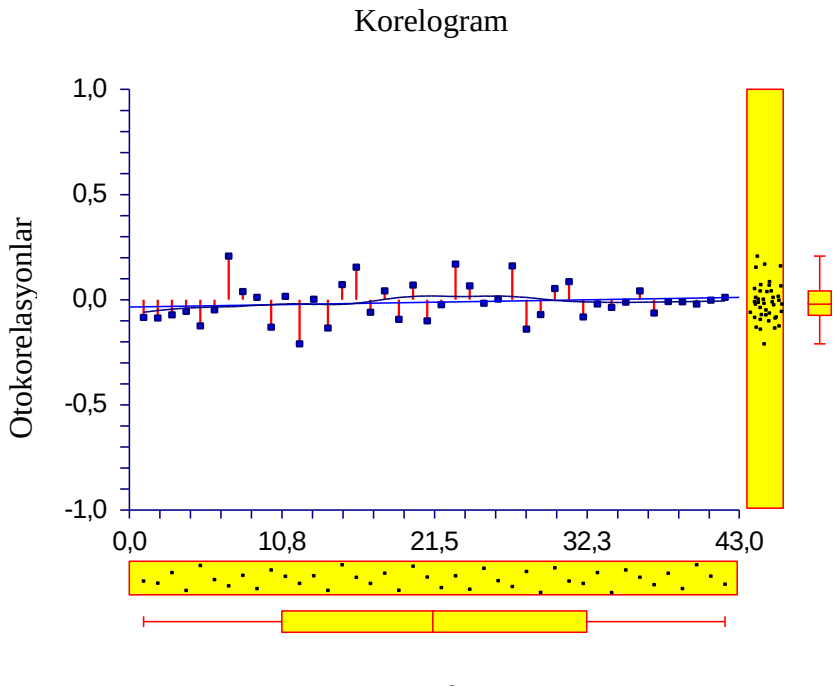
ARIMA (5 2 0) modelinde bakıldığında yükleme trendinin artan özellik gösterdiği görülmektedir (Şekil 5.18). Modelde korelasyon katsayısı yaklaşık 0,71 olarak bulunmuştur (Şekil 5.19). Serinin durağanlığı hakkında bilgi vermesi amacı ile serinin korelogramı çizilmiştir (Şekil 5.20).



Şekil 5.18. ARIMA (5 2 0) modeli yükleme tahminleri



Şekil 5.19. ARIMA (5 2 0) modeli korelasyon değeri

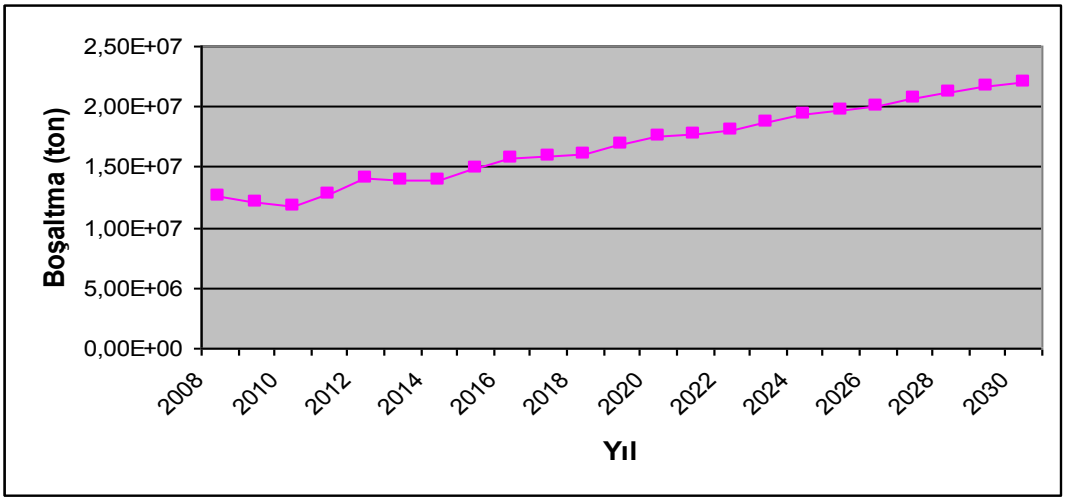


Şekil 5.20. ARIMA (5 2 0) modeli korelogramı

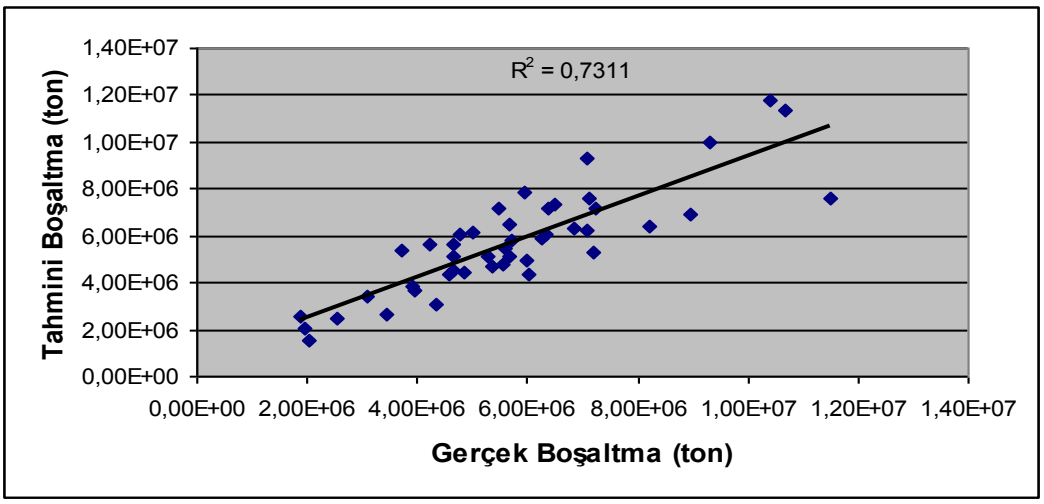
5.3.2. Boşaltma kapasitesi tahminleri

ARIMA (3 2 0) alt modeli

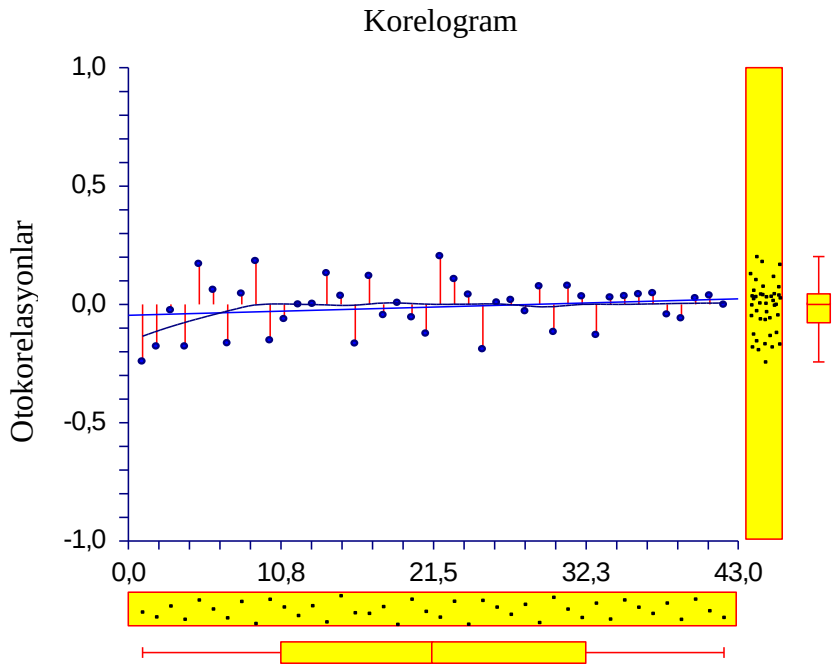
ARIMA (3 2 0) modelinde bakıldığında yükleme trendinin artan özellik gösterdiği görülmektedir (Şekil 5.21). Modelde korelasyon katsayısı yaklaşık 0,73 olarak bulunmuştur (Şekil 5.22). Serinin durağanlığı hakkında bilgi vermesi amacı ile serinin korelogramı çizilmiştir (Şekil 5.23).



Şekil 5.21. ARIMA (3 2 0) modeli boşaltma tahminleri



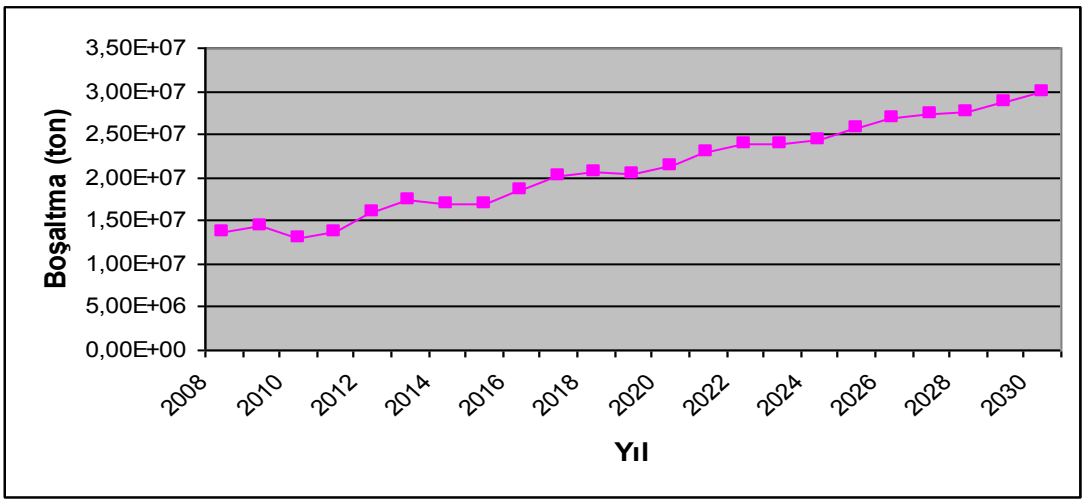
Şekil 5.22. ARIMA (3 2 0) modeli korelasyon değeri



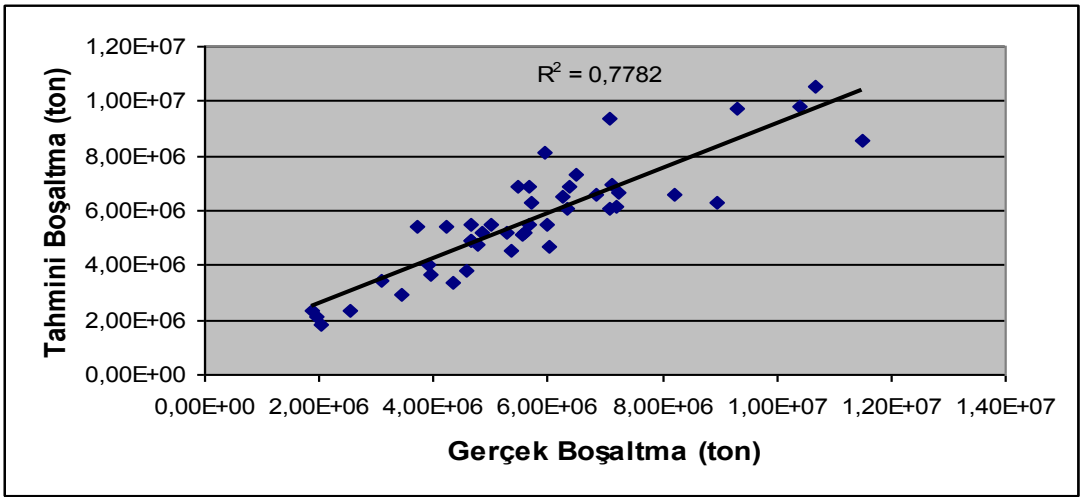
Şekil 5.23. ARIMA (3 2 0) modeli korelogramı

ARIMA (4 2 0) alt modeli

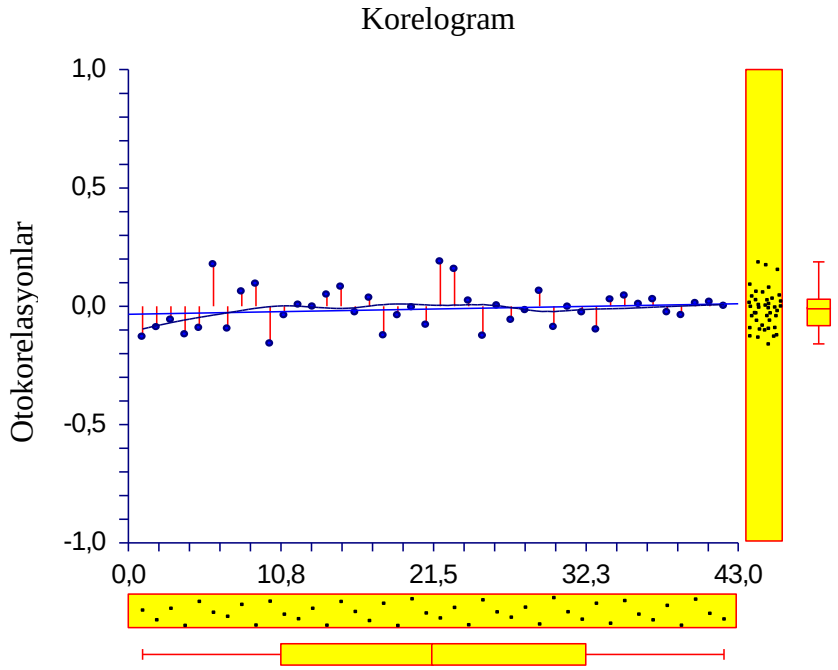
ARIMA (4 2 0) modelinde bakıldığında yükleme trendinin artan özellik gösterdiği görülmektedir (Şekil 5.24). Modelde korelasyon katsayısı yaklaşık 0,78 olarak bulunmuştur (Şekil 5.25). Serinin durağanlığı hakkında bilgi vermesi amacı ile serinin korelogramı çizilmiştir (Şekil 5.26).



Şekil 5.24. ARIMA (4 2 0) modeli boşaltma tahminleri



Şekil 5.25. ARIMA (4 2 0) modeli korelasyon değeri

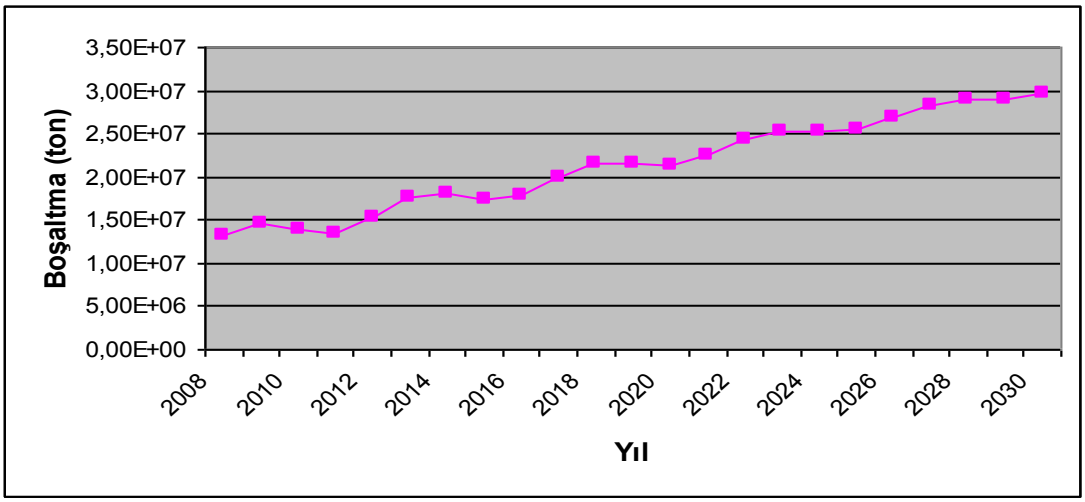


Şekil 5.26. ARIMA (4 2 0) modeli korelogramı

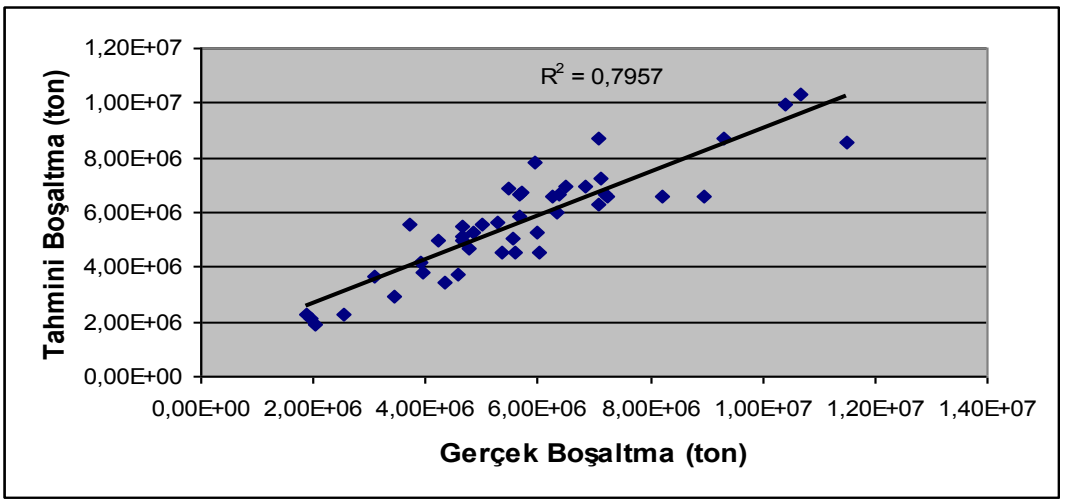
ARIMA (5 2 0) alt modeli

ARIMA (5 2 0) modelinde bakıldığında yükleme trendinin artan özellik gösterdiği görülmektedir (Şekil 5.27). Modelde korelasyon katsayısı yaklaşık 0,80 olarak

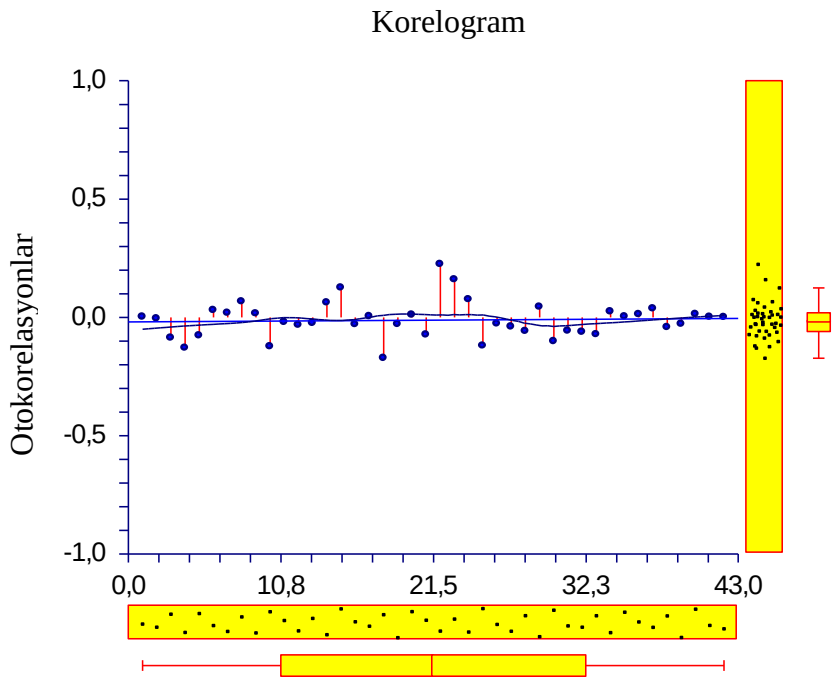
bulunmuştur (Şekil 5.28). Serinin durağanlığı hakkında bilgi vermesi amacı ile serinin korelogramı çizilmiştir (Şekil 5.29).



Şekil 5.27. ARIMA (5 2 0) modeli boşaltma tahminleri



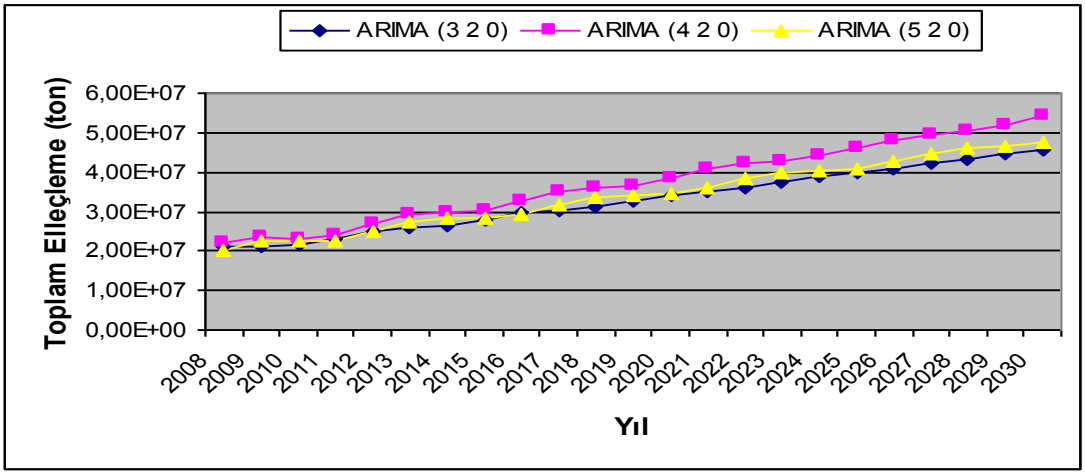
Şekil 5.28. ARIMA (5 2 0) modeli korelasyon değeri



Şekil 5.29. ARIMA (5 2 0) modeli korelogramı

Şekil 5.30'da geliştirilen üç model sonucunda elde edilen toplam elleçleme miktarları görülmektedir. Her üç modelinde artan bir trend izlemektedir. ARIMA (4 2 0) daha yüksek bir elleçleme miktarını işaret eden bir trend izlediği görülmektedir. EK-2'de bakıldığında yükleme ve boşaltma için en düşük hata ve en yüksek korelasyon değerlerinin ARIMA (5 2 0) modelinden elde edildiği görülmektedir. Modellerin denenmesi aşamasında istatistiksel olarak uygun olan diğer modeller arasında korelasyonları az da olsa yüksek olan modellerinde mevcut olduğu görülmüştür. Ancak daha yüksek mertebeden otoregresifliğin, serinin zorlanması sureti ile elde edileceği düşünülerek sadece literatürce de uygun olduğu düşünülen modeller seçilmiştir.

ARIMA (4 2 0) modeli diğer modeller ile kıyaslanınca, liman kurulu kapasitesini en hızlı aşan modeldir, Sözkonusu modelin, ARIMA (3 2 0) modelinden 4 yıl, ARIMA (5 2 0) modelinden ise 3 yıl önce kurulu liman kapasitesini aşacağı görülmektedir (Şekil 5.30).



Şekil 5.30. Zaman serisi elleçleme kapasitesi tahminleri

5.4. Çoklu Nonlineer Regresyon Modülü

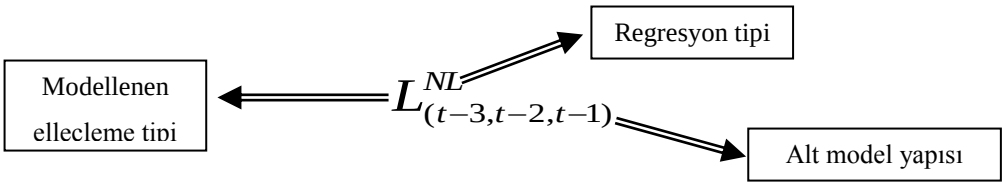
Çoklu nonlineer regresyon modülünde, 1963-2007 yıllarına ait yükleme ve boşaltma verileri kullanılmıştır. Elleçleme kapasitesi tahmininde, yükleme ve boşaltma için 5'er adet olmak üzere toplam 10 adet model önerilmiştir. Bu modeller zaman gecikmeli modeller olup aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.

1. t-2, t-1
2. t-3, t-2, t-1
3. t-4, t-3, t-2, t-1
4. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1
5. t-5, t-3, t-1

Her bir model için üç farklı regresyon denklemi önerilmiş ve bu alt modeller, Mod-1, Mod-2 ve Mod-3 olarak isimlendirilmiştir. Önerilen modellerden elde edilen sonuçlar gerçek elleçleme değerleri ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca her model için 2030 yılına kadar limanın yükleme ve boşaltma kapasiteleri tahmin edilmiştir.

Önerilen modellerin daha kolay anlaşılabilmesi amacı ile bazı indisler tanımlanmıştır (Şekil 5.31). Modellenen elleçleme tipinde yükleme *L* (*L*=Loading), boşaltma *UL*

(*UL*=UnLoading) simgeleri ile gösterilmiştir. *NL* simgesi kullanılan yöntemin nonlineer regresyon (*NL*=NonLineer) olduğunu göstermektedir.



Şekil 5.31. Model tanımlama indisleri

Çizelge 5.1'de örnek olarak t-3, t-2, t-1 modeline ait modlar ve bu modların denklem tipi görülmektedir. Regresyon denklemlerinin hesaplanmasında en küçük kareler yöntemi kullanılmıştır.

Çizelge 5.1. t-3, t-2, t-1 örnek modeli için alt modeller ve denklemleri

Mod adı	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$L^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d$
Mod-2	$L^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3$
Mod-3	$L^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+d)}$

5.4.1. Yükleme kapasitesi tahminleri

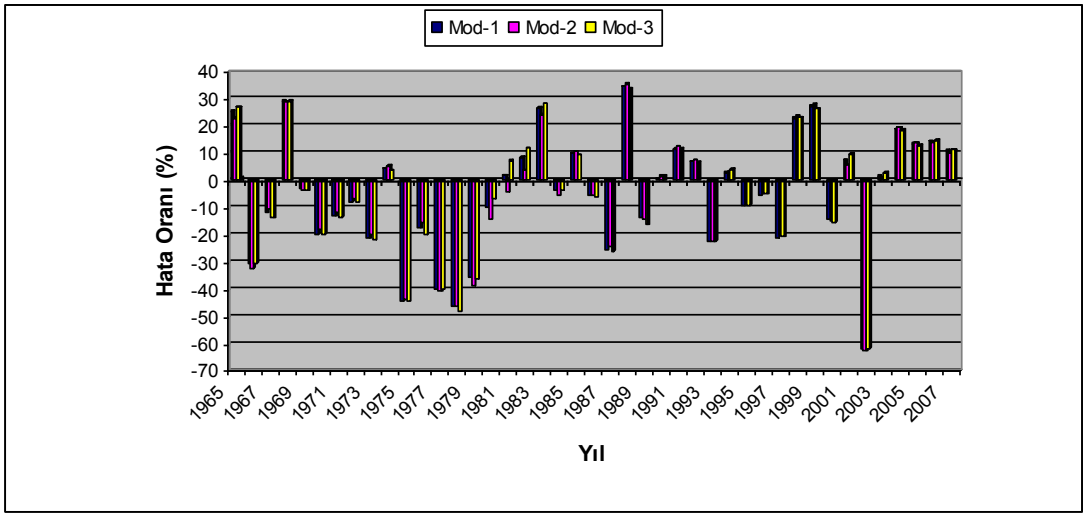
t-2, t-1 tahmin modeli

t-2, t-1 modelinde bütün modlar için üssel fonksiyonlar tanımlanmıştır (Çizelge 5.2). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.2. t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri

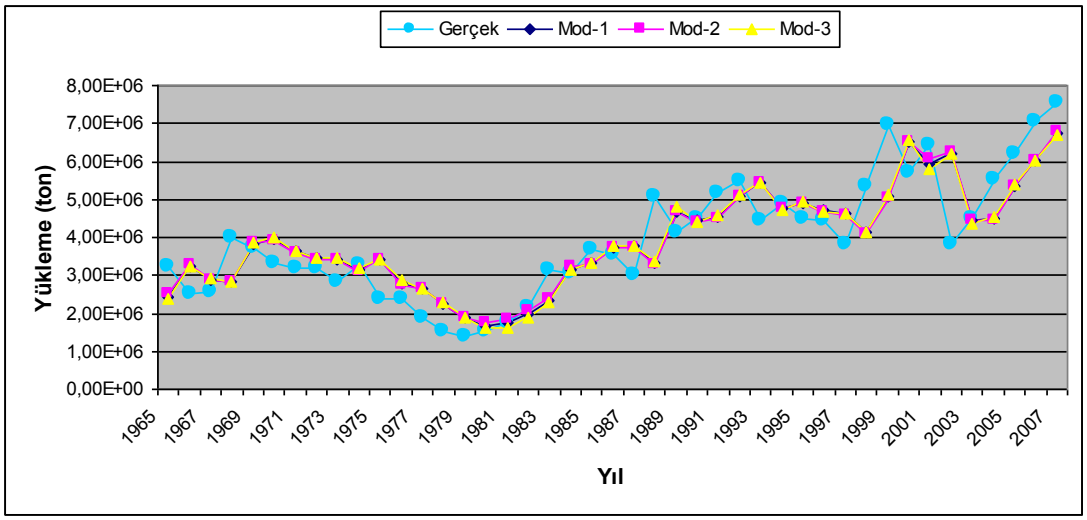
Alt Model	Açıklama	Denklem
Mod-1	$L^{NL}_{(t-2,t-1)}$	$y = ax_1^b x_2^c$
Mod-2	$L^{NL}_{(t-2,t-1)}$	$y = ab^{x_1} x_2^c$
Mod-3	$L^{NL}_{(t-2,t-1)}$	$y = a + b^{\ln(x_1)} + cx_2$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde yükleme kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu görülmektedir (Şekil 5.32).

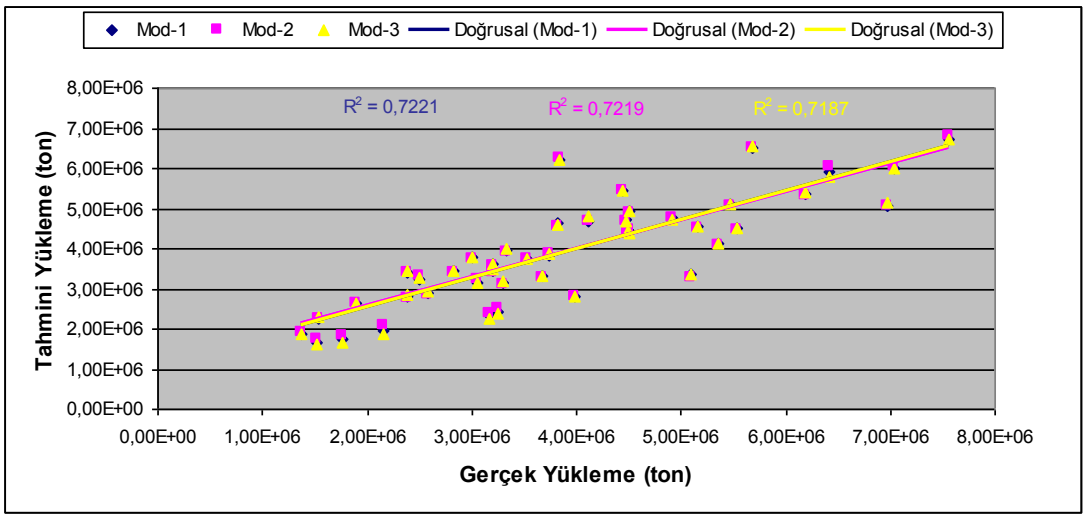


Şekil 5.32. t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları

Şekil 5.33'de, gerçek yükleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.34'te görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının Mod-3'e oranla daha yüksek olduğu görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,71 – 0,72 civarında değiştiği görülmektedir.

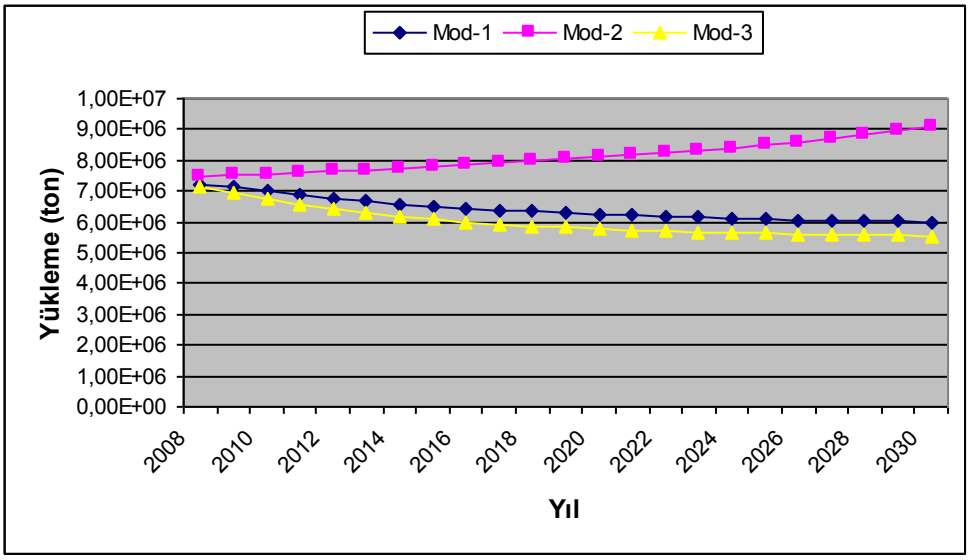


Şekil 5.33. t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi



Şekil 5.34. t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.35'te, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği yükleme kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-1 ve Mod-3'ün tahmin değerlerinin azalan, Mod-2'nin ise artan bir trend izlediği görülmektedir. Mod-2'nin liman yükleme miktarı tahmininde daha gerçekçi tahminler oluşturduğu belirlenmiştir.



Şekil 5.35. t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri

t-3, t-2, t-1 tahmin modeli

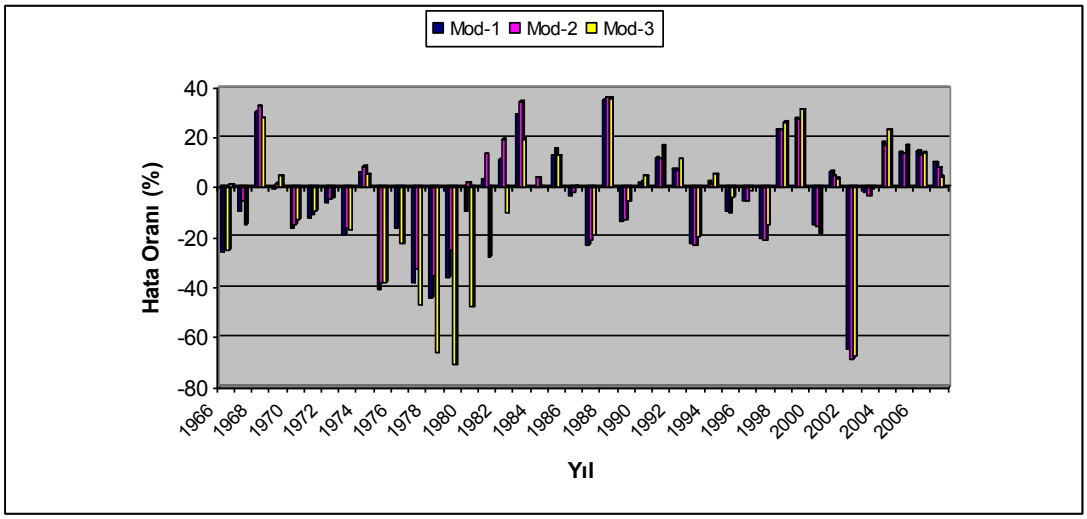
t-3, t-2, t-1 modelinde Mod-1, Mod-2 için polinom tipi ve Mod-3 ise üssel tipte bir fonksiyon tanımlanmıştır (Çizelge 5.3). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.3. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri

Alt Model	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$L^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d$
Mod-2	$L^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3$
Mod-3	$L^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+d)}$

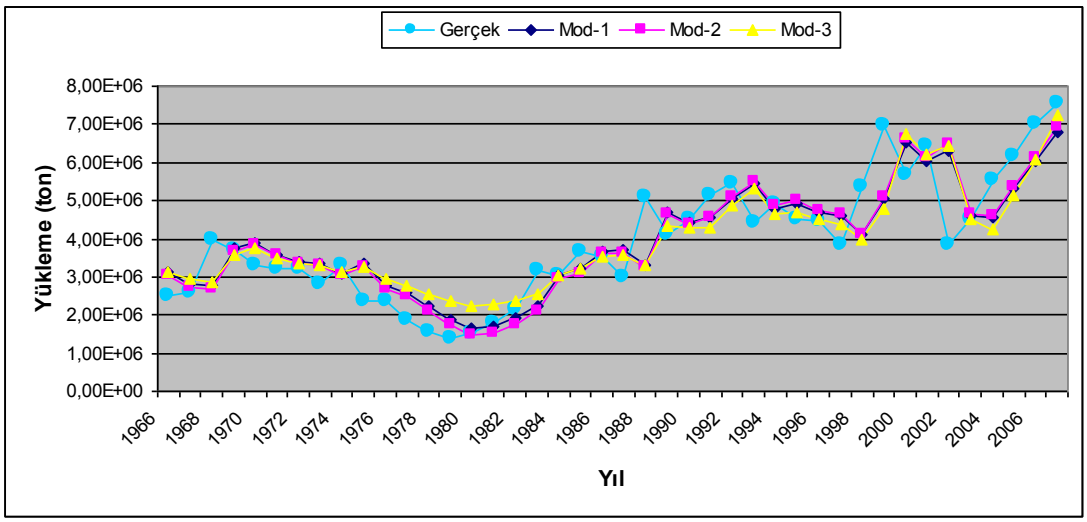
En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz

dönemlerinde yükleme kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.36).

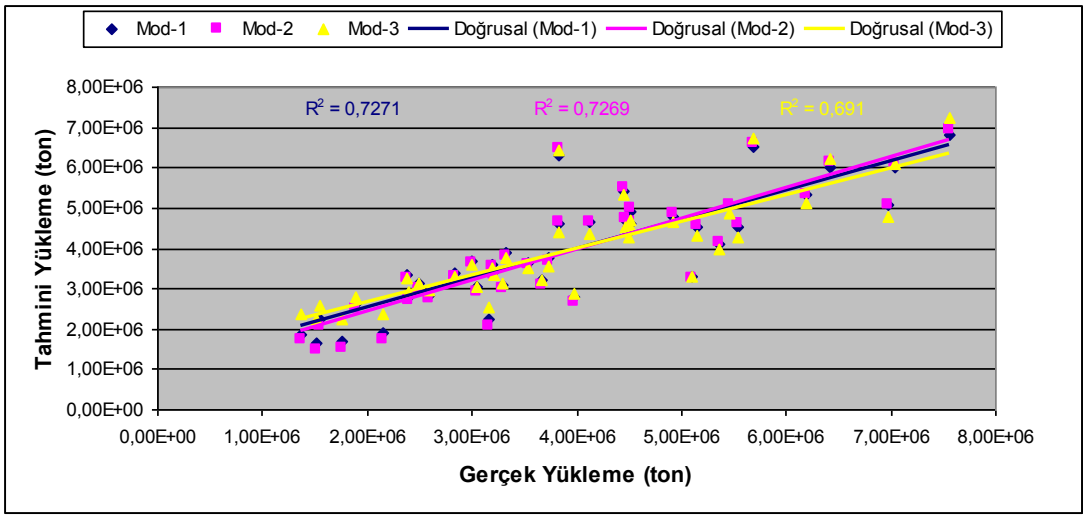


Şekil 5.36. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları

Şekil 5.37'de, gerçek yükleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.38'de görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının Mod-3'e oranla daha yüksek olduğu görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,69 – 0,73 aralığında değiştiği görülmektedir.

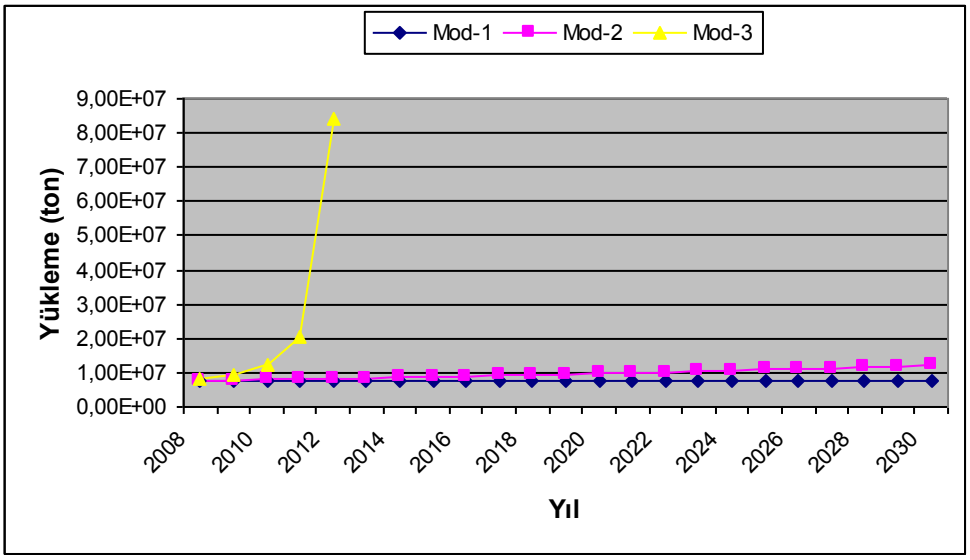


Şekil 5.37. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi



Şekil 5.38. t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.39'da, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği yükleme kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-1 ve Mod-2'ün tahmin değerlerinin düşük bir oranda da olsa arttığı, Mod-3'ün ise üssel bir fonksiyon olmasından dolayı çok hızlı bir artış sergilediği görülmektedir. Bu sebeple 2012 yılından sonraki değerler dikkate alınmamıştır.



Şekil 5.39. t-3, t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri

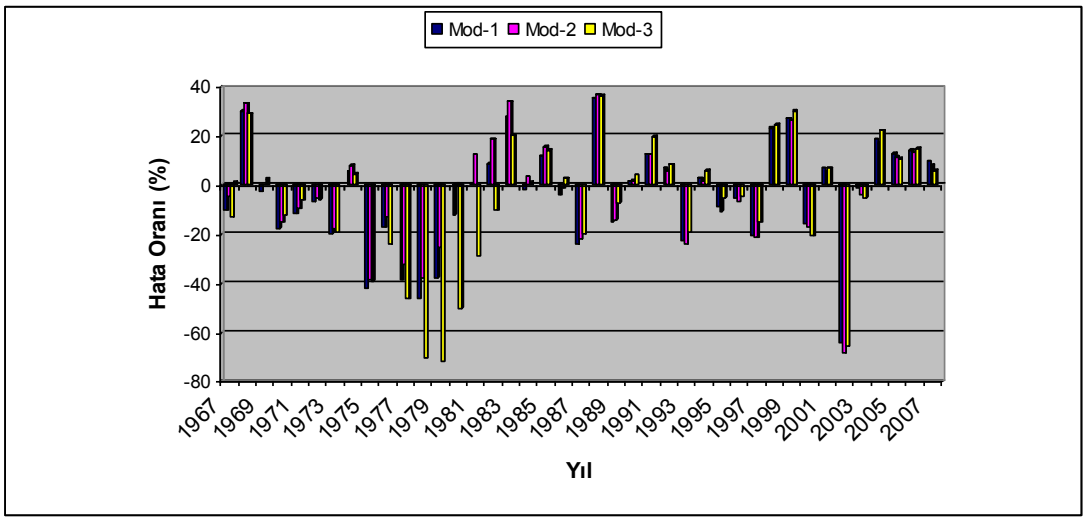
t-4, t-3, t-2, t-1 tahmin modeli

t-4, t-3, t-2, t-1 modelinde Mod-1, Mod-2 için polinom tipi ve Mod-3 ise üssel tipte bir fonksiyon tanımlanmıştır (Çizelge 5.4). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.4. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri

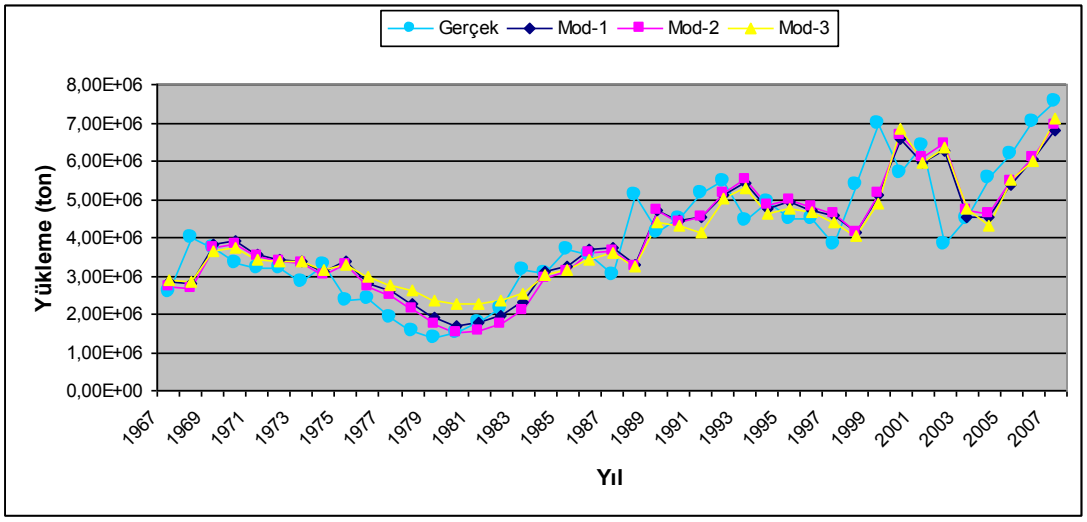
Alt Model	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$L^{NL}_{(t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 + e$
Mod-2	$L^{NL}_{(t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4$
Mod-3	$L^{NL}_{(t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+dx_4+e)}$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde yükleme kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.40).

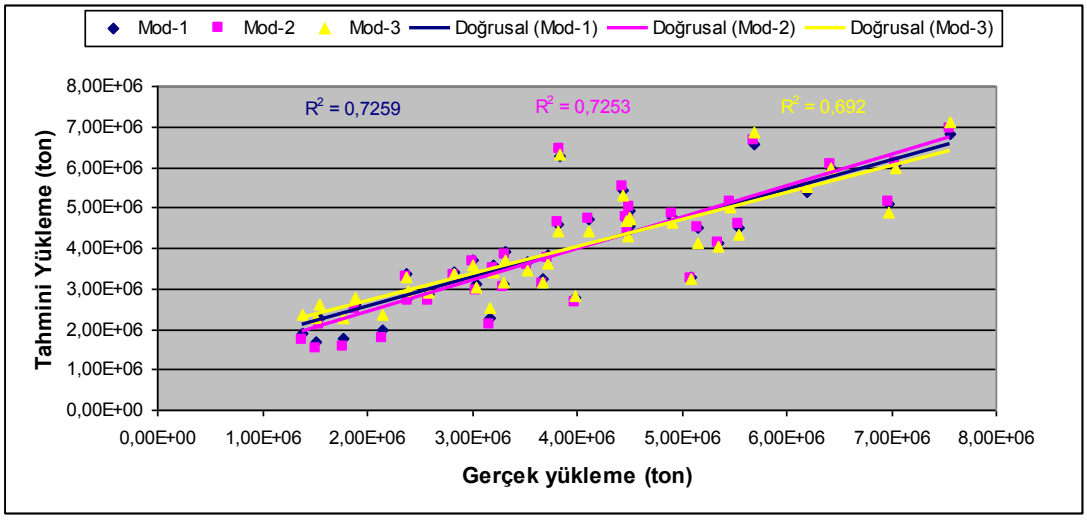


Şekil 5.40. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları

Şekil 5.41'de, gerçek yükleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.42'de görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının Mod-3'e oranla daha yüksek olduğu görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,69 – 0,72 aralığında değiştiği görülmektedir.



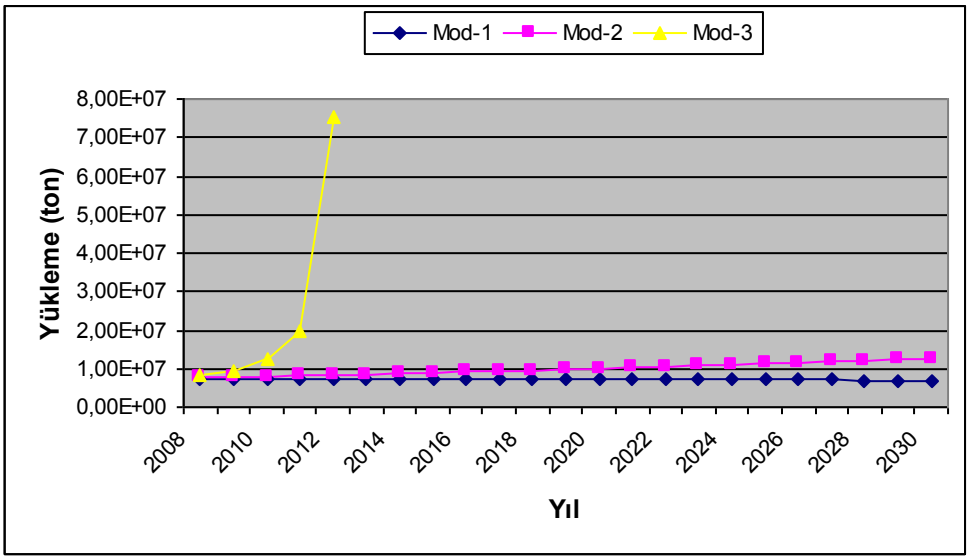
Şekil 5.41. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi



Şekil 5.42. t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.43'te, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği yükleme kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-1 ve Mod-2'ün tahmin değerlerinin düşük bir oranda da olsa

arttığı, Mod-3'ün ise üssel bir fonksiyon olmasından dolayı çok hızlı bir artış sergilediği görülmektedir. Bu sebeple 2012 yılından sonraki değerler dikkate alınmamıştır.



Şekil 5.43. t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri

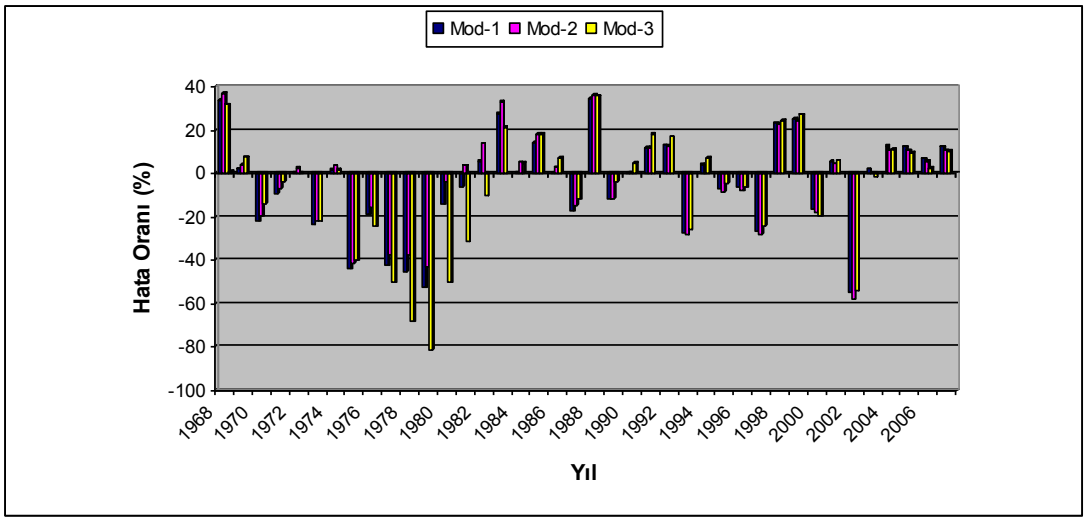
t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 tahmin modeli

t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modelinde Mod-1, Mod-2 için polinom tipi ve Mod-3 ise üssel tipte bir fonksiyon tanımlanmıştır (Çizelge 5.5).Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.5. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri

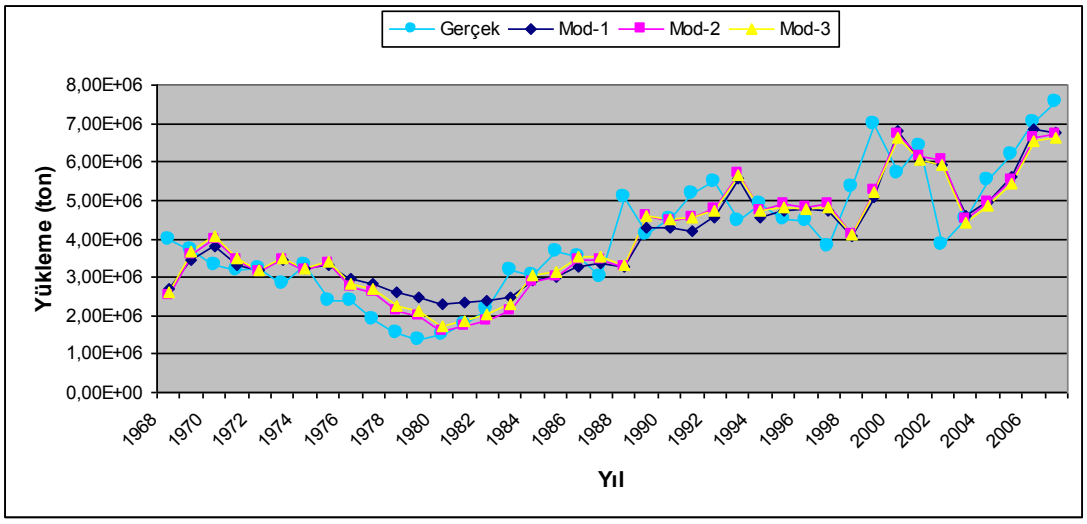
Alt Model	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$L^{NL}_{(t-5,t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 + ex_5 + f$
Mod-2	$L^{NL}_{(t-5,t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 + ex_5$
Mod-3	$L^{NL}_{(t-5,t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+dx_4+ex_5+f)}$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde yükleme kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.44).

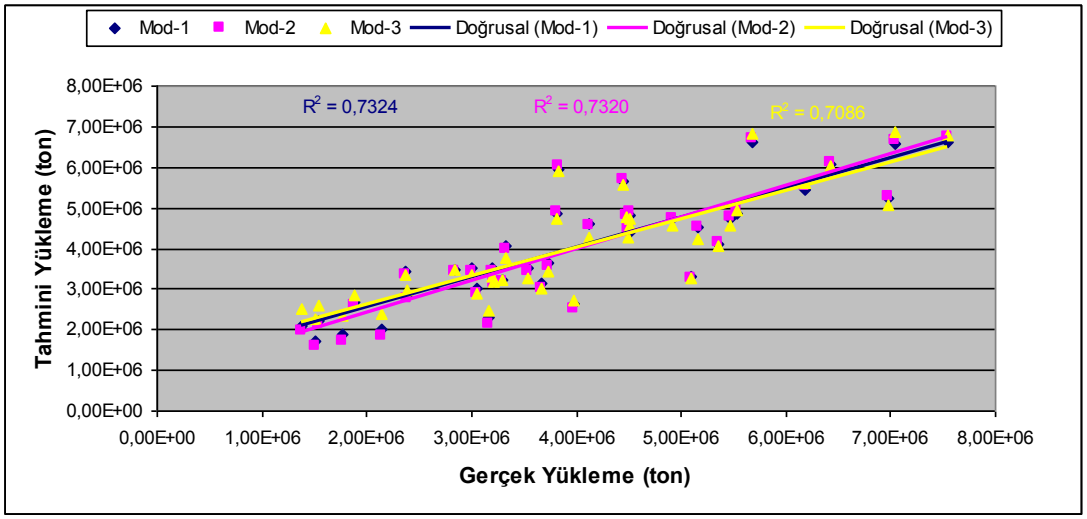


Şekil 5.44. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin hata oranları

Şekil 5.45'te, gerçek yükleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.46'da görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının Mod-3'e oranla daha yüksek olduğu görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,71 – 0,73 aralığında değiştiği görülmektedir.

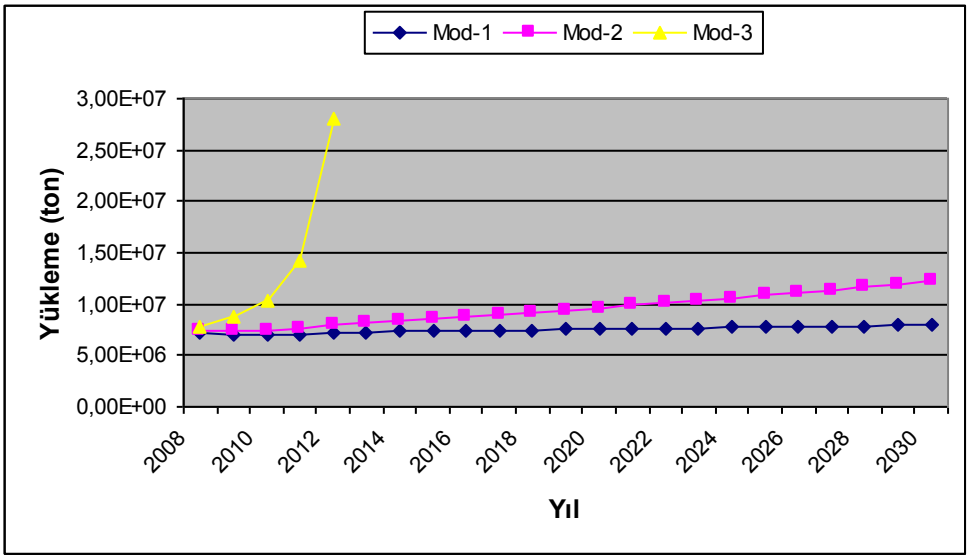


Şekil 5.45. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi



Şekil 5.46. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.47'de, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği yükleme kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-1 ve Mod-2'ün tahmin değerlerinin düşük bir oranda da olsa arttığı, Mod-3'ün ise üssel bir fonksiyon olmasından dolayı çok hızlı bir artış sergilediği görülmektedir. Bu sebeple 2012 yılından sonraki değerler dikkate alınmamıştır.



Şekil 5.47. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait yükleme tahminleri

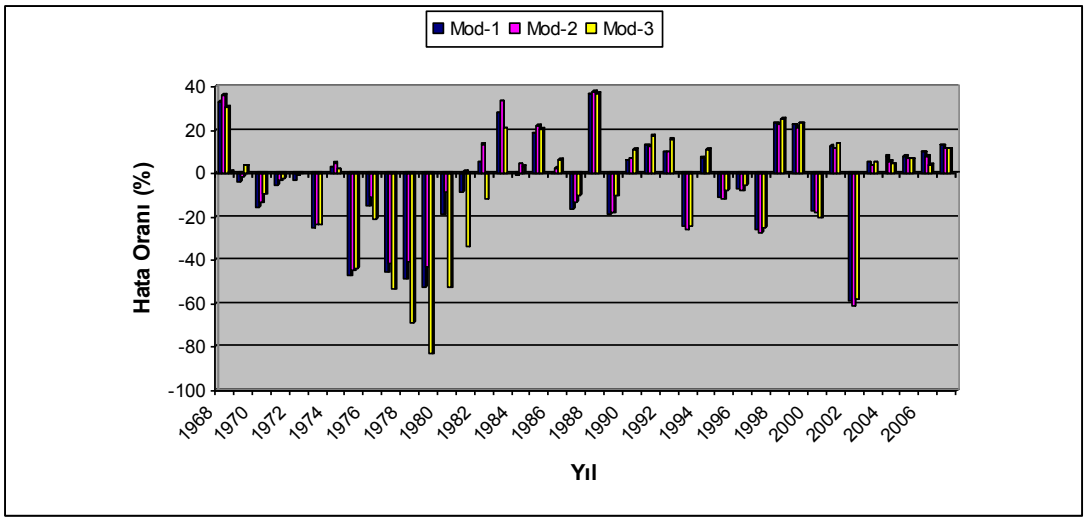
t-5, t-3, t-1 tahmin modeli

t-5, t-3, t-1 modelinde Mod-1, Mod-2 için polinom tipi ve Mod-3 ise üssel tipte bir fonksiyon tanımlanmıştır (Çizelge 5.6).Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.6. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin modları ve denklemleri

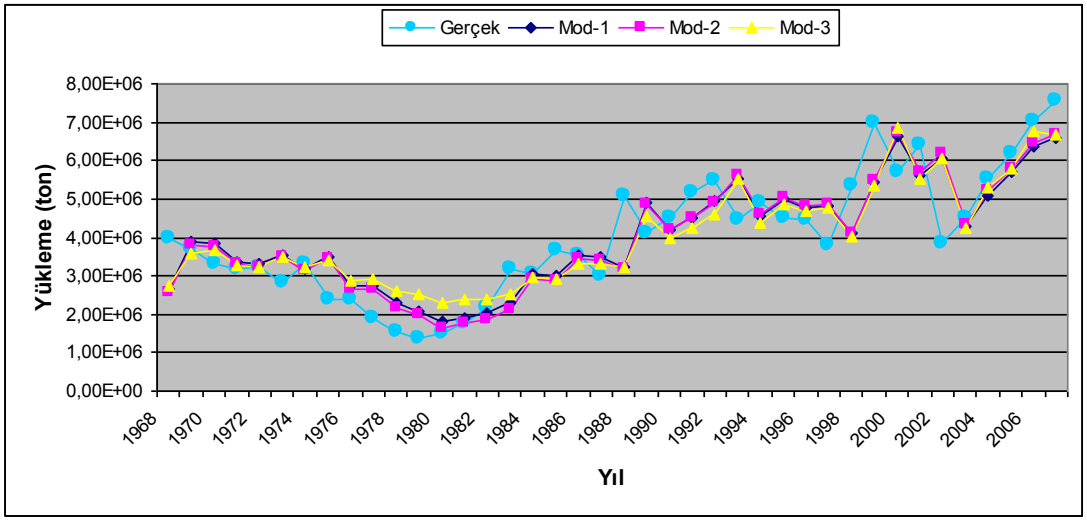
Alt Model	**Açıklama**	**Denklem Tipi**
Mod-1	$L^{NL}_{(t-5,t-3,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d$
Mod-2	$L^{NL}_{(t-5,t-3,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3$
Mod-3	$L^{NL}_{(t-5,t-3,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+d)}$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde yükleme kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.48).

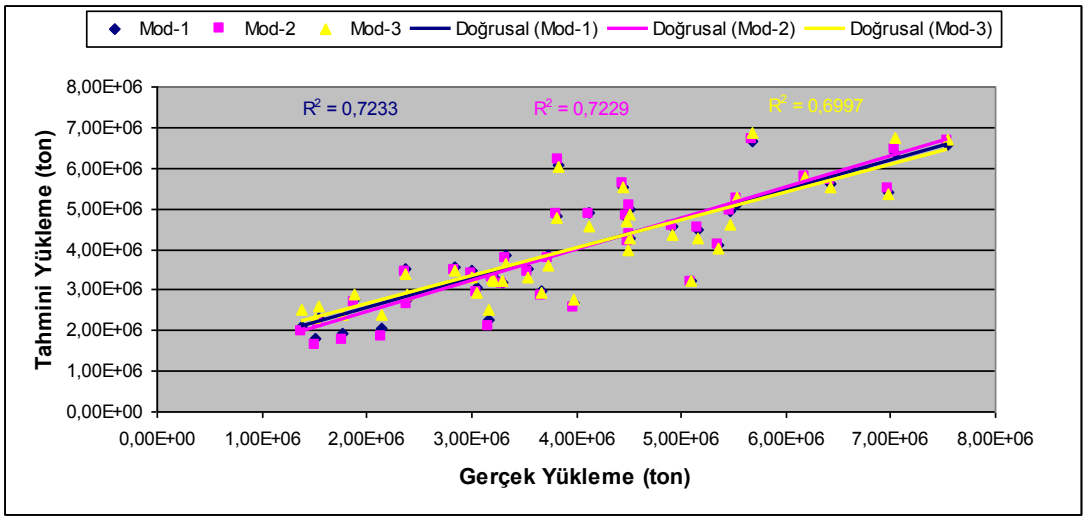


Şekil 5.48. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin hata oranları

Şekil 5.49'da, gerçek yükleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.50'de görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının Mod-3'e oranla daha yüksek olduğu görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,70 – 0,72 aralığında değiştiği görülmektedir.

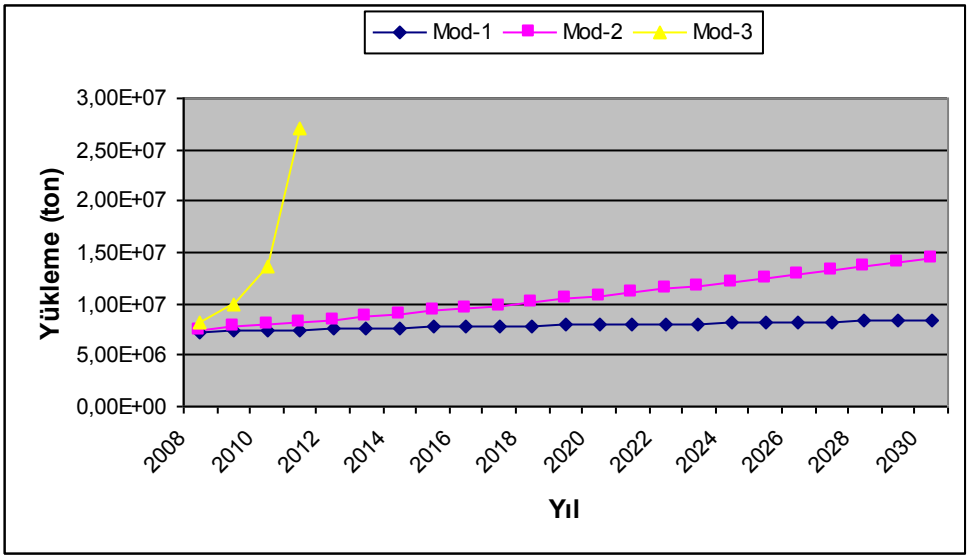


Şekil 5.49. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin trend gösterimi



Şekil 5.50. t-5, t-3, t-1 yükleme modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.51'de, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği yükleme kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-1 ve Mod-2'ün tahmin değerlerinin düşük bir oranda da olsa arttığı, Mod-3'ün ise üssel bir fonksiyon olmasından dolayı çok hızlı bir artış sergilediği görülmektedir. Bu sebeple 2012 yılından sonraki değerler dikkate alınmamıştır.



Şekil 5.51. t-5, t-3, t-1 modeline ait yükleme tahminleri

5.4.2. Boşaltma kapasitesi tahminleri

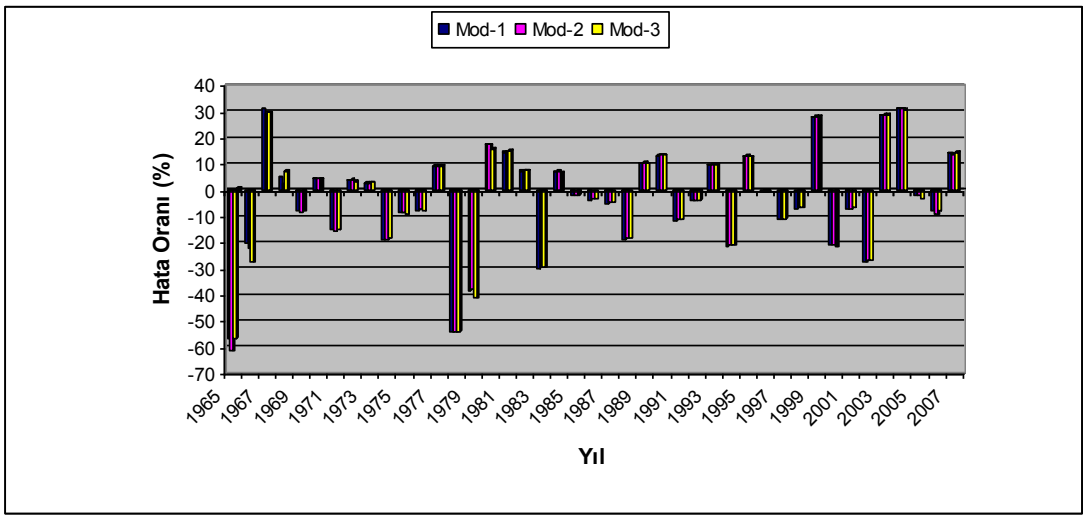
t-2, t-1 tahmin modeli

t-2, t-1 modelinde bütün modlar için üssel fonksiyonlar tanımlanmıştır (Çizelge 5.7). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.7. t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri

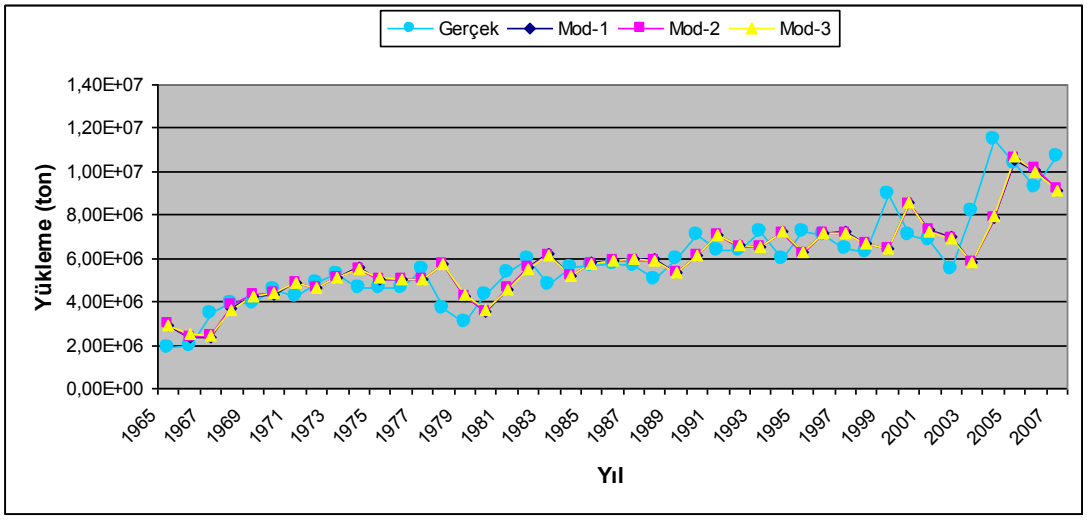
Alt Model	Açıklama	Denklem
Mod-1	$UL^{NL}_{(t-2,t-1)}$	$y = ax_1^b x_2^c$
Mod-2	$UL^{NL}_{(t-2,t-1)}$	$y = ab^{x_1} x_2^c$
Mod-3	$UL^{NL}_{(t-2,t-1)}$	$y = a + b^{\ln(x_1)} + cx_2$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde boşaltma kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.52).

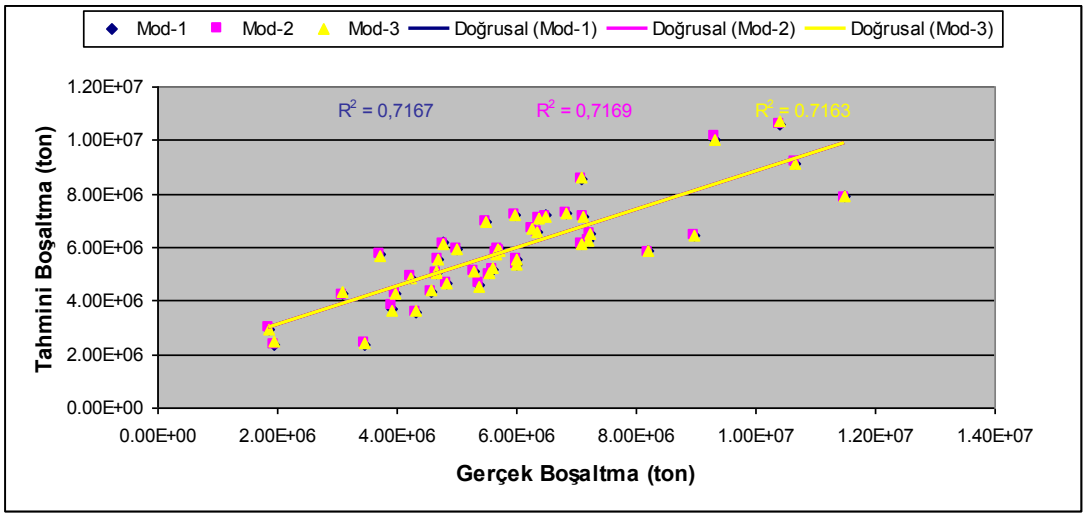


Şekil 5.52. t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları

Şekil 5.53'te, gerçek boşaltma değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.54'te görüldüğü gibi Mod-1, Mod-2 ve Mod-3'den elde edilen korelasyon katsayılarının hemen hemen birbirine eşit oldukları belirlenmiştir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının yaklaşık 0,72 olduğu görülmektedir.

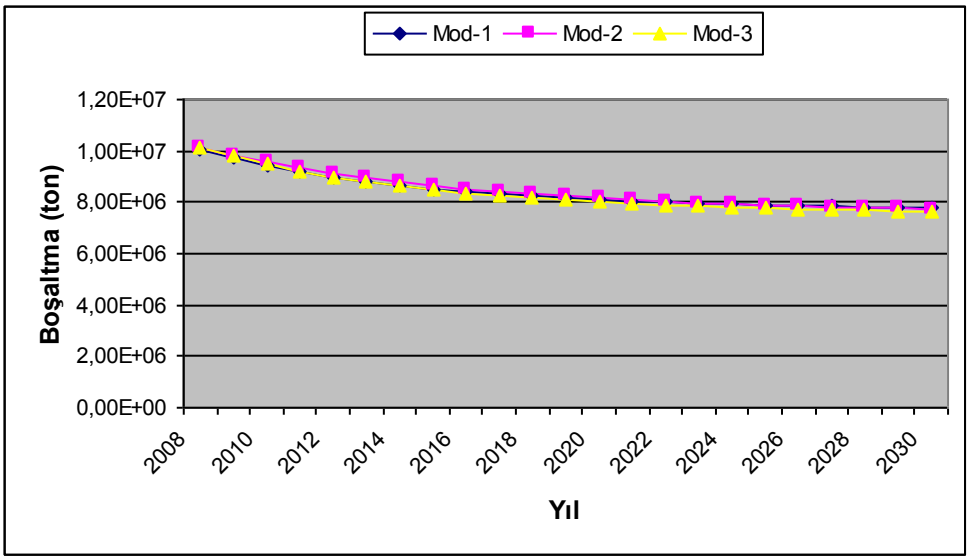


Şekil 5.53. t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi



Şekil 5.54. t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.55'de, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği boşaltma kapasiteleri tahmin edilmiştir. Tüm modlar için trendin azaldığı ve t-2, t-1 modelinin boşaltma miktarının tahmini için uygun bir model olmadığı belirlenmiştir.



Şekil 5.55. t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri

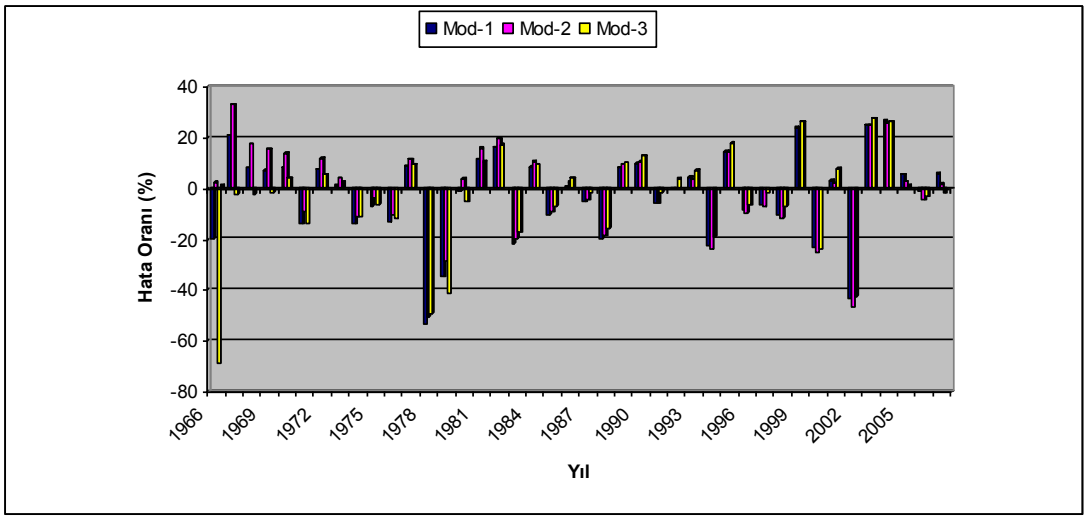
t-3, t-2, t-1 tahmin modeli

t-3, t-2, t-1 modelinde Mod-1 ve Mod-2 için polinom tipi, Mod-3 için ise üssel tipte fonksiyonlar tanımlanmıştır (Çizelge 5.8). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.8. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri

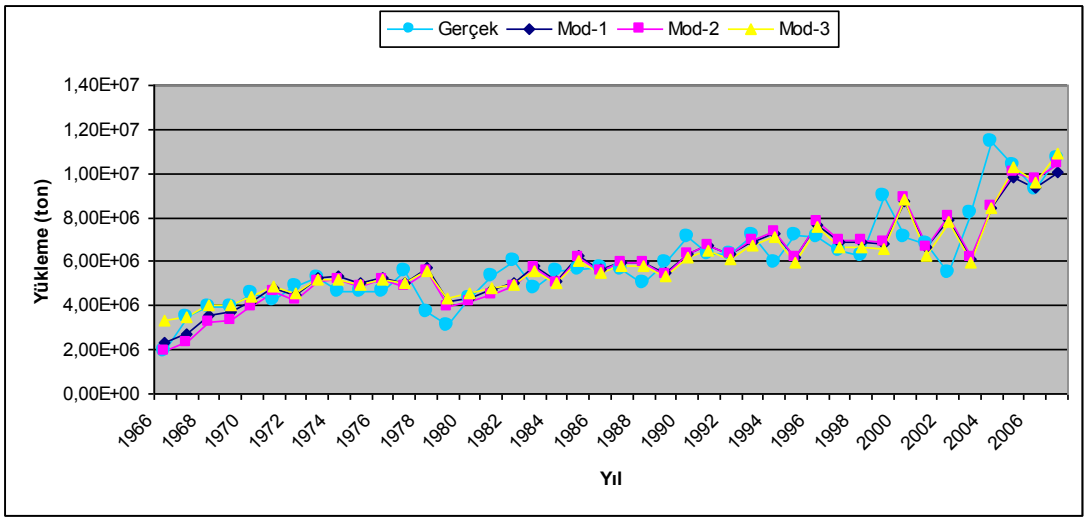
Model	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$UL^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d$
Mod-2	$UL^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3$
Mod-3	$UL^{NL}_{(t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+d)}$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde boşaltma kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.56).

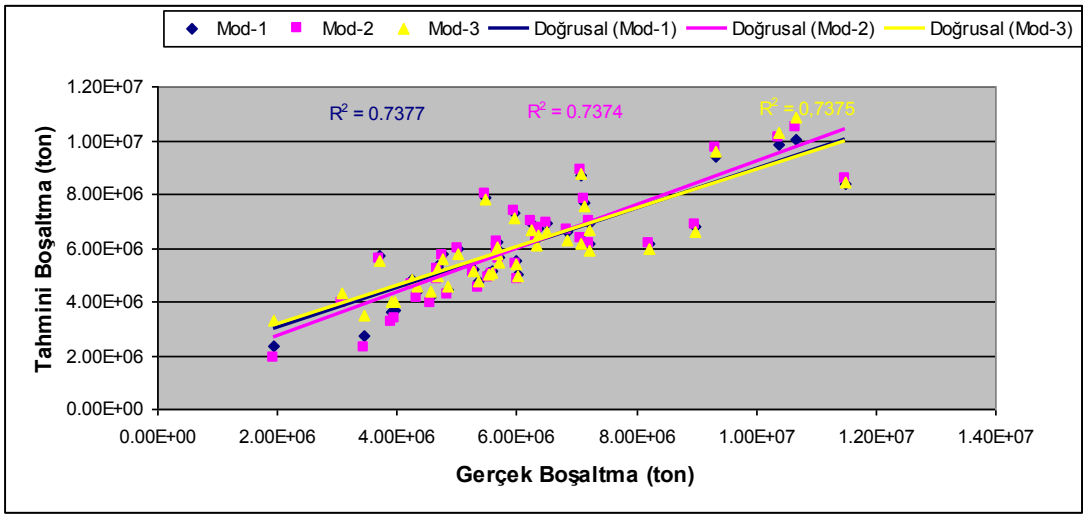


Şekil 5.56. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları

Şekil 5.57'de, gerçek elleçleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.58'de görüldüğü gibi Mod-1, Mod-2 ve Mod-3'den elde edilen korelasyon katsayılarının hemen hemen birbirlerine eşit oldukları görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının yaklaşık 0,74 olduğu görülmektedir.

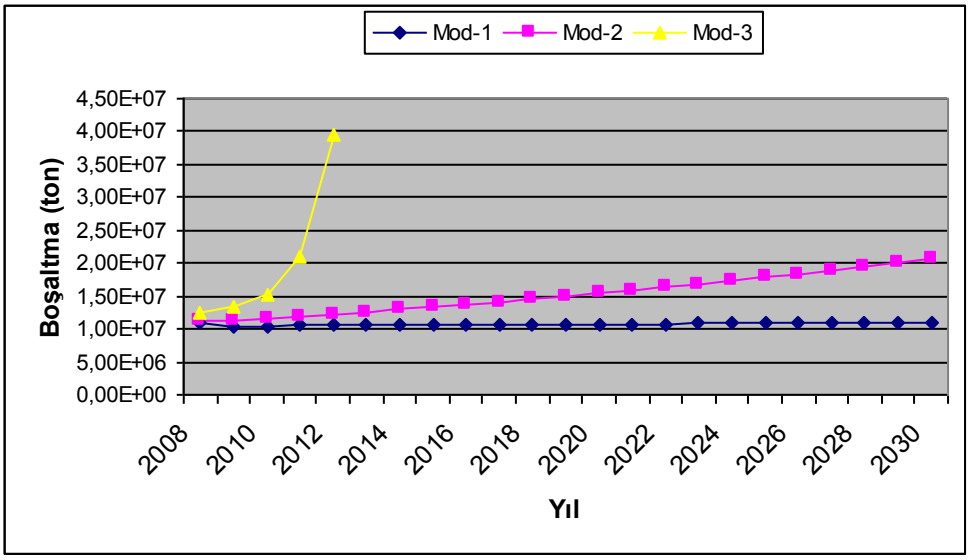


Şekil 5.57. t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi



Şekil 5.58. t-3, t-2, t-1 modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.59'da, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği boşaltma kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-1'in ileriye yönelik tahminlerde değişim göstermediği ve Mod-3'ün üssel bir fonksiyon olmasından ötürü çok hızlı bir artış gösterdiği belirlenmiştir. Her iki mod'unda tahminlerinin gerçekten uzak olduğu sadece Mod-2'nin tutarlı boşaltma değerleri oluşturduğu görülmektedir.



Şekil 5.59. t-3, t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri

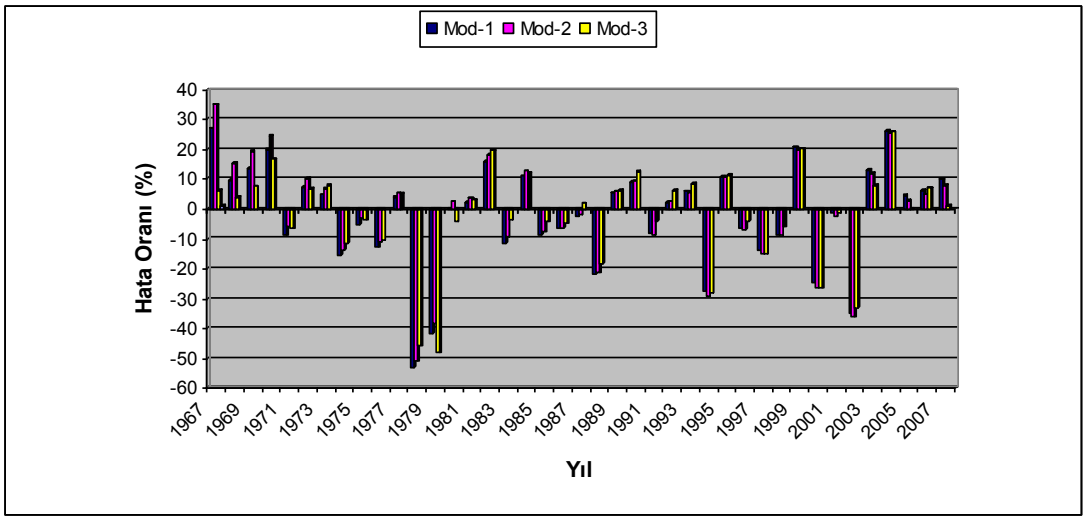
t-4, t-3, t-2, t-1 tahmin modeli

t-4, t-3, t-2, t-1 modelinde Mod-1 ve Mod-2 için polinom tipi, Mod-3 için ise üssel tipte fonksiyonlar tanımlanmıştır (Çizelge 5.9). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.9. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri

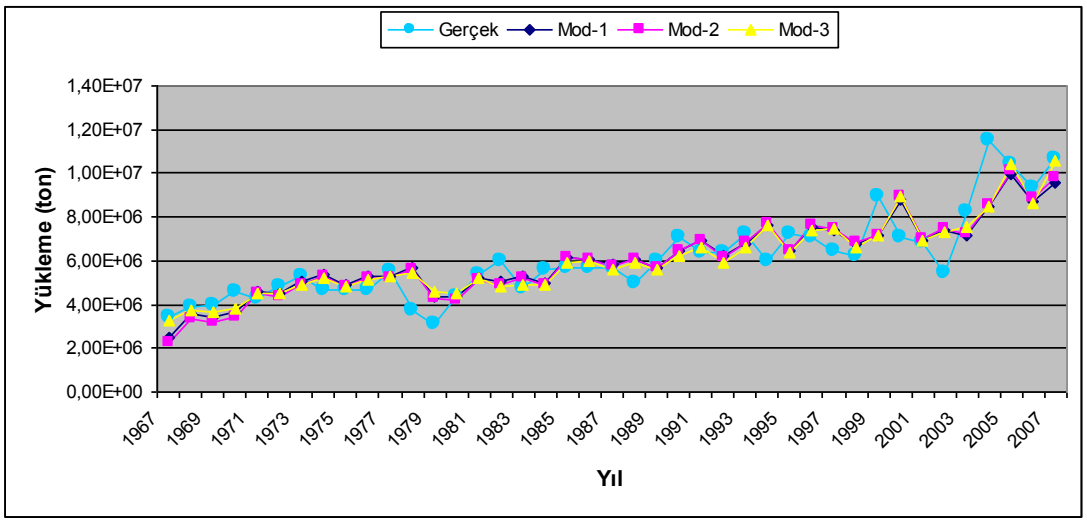
Model	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$UL^{NL}_{(t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 + e$
Mod-2	$UL^{NL}_{(t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4$
Mod-3	$UL^{NL}_{(t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+dx_4+e)}$

Çalışmada, en fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde boşaltma kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.60).

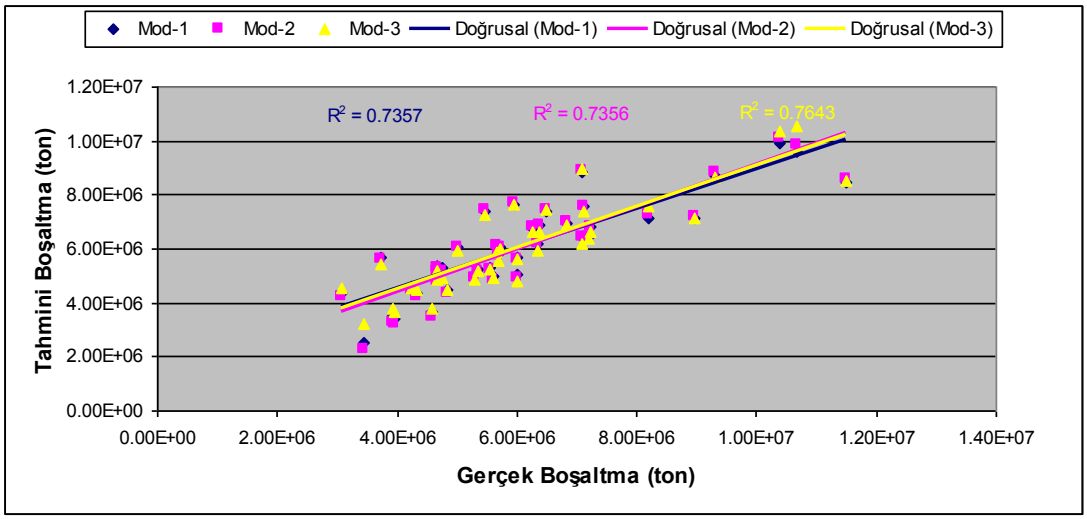


Şekil 5.60. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları

Şekil 5.61'de, gerçek boşaltma değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.62'de görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının hemen hemen eşit olduğu, Mod-3'ün ise diğer modlardan daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,73 – 0,76 aralığında değiştiği görülmektedir.

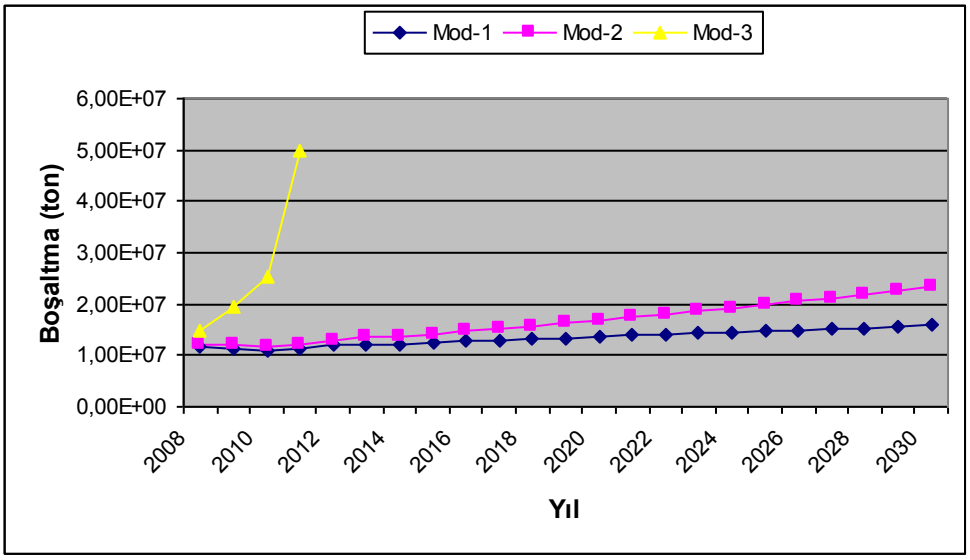


Şekil 5.61. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi



Şekil 5.62. t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.63'de, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği boşaltma kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-3'ün üssel bir fonksiyon olmasından ötürü çok hızlı bir artış gösterdiği belirlenmiş ve 2012 yılından sonra tahminler ilerletilmemiştir. Mod-1 ve Mod-2'nin tutarlı boşaltma değerleri oluşturduğu görülmektedir.



Şekil 5.63. t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri

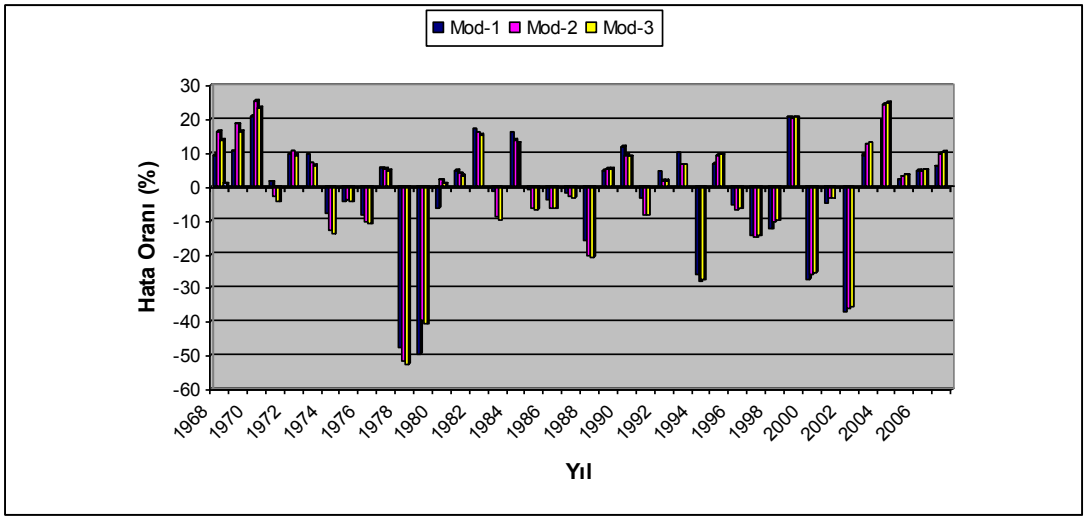
t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 tahmin modeli

t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modelinde Mod-1 ve Mod-2 için polinom tipi, Mod-3 için ise üssel tipte fonksiyonlar tanımlanmıştır (Çizelge 5.10). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.10. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri

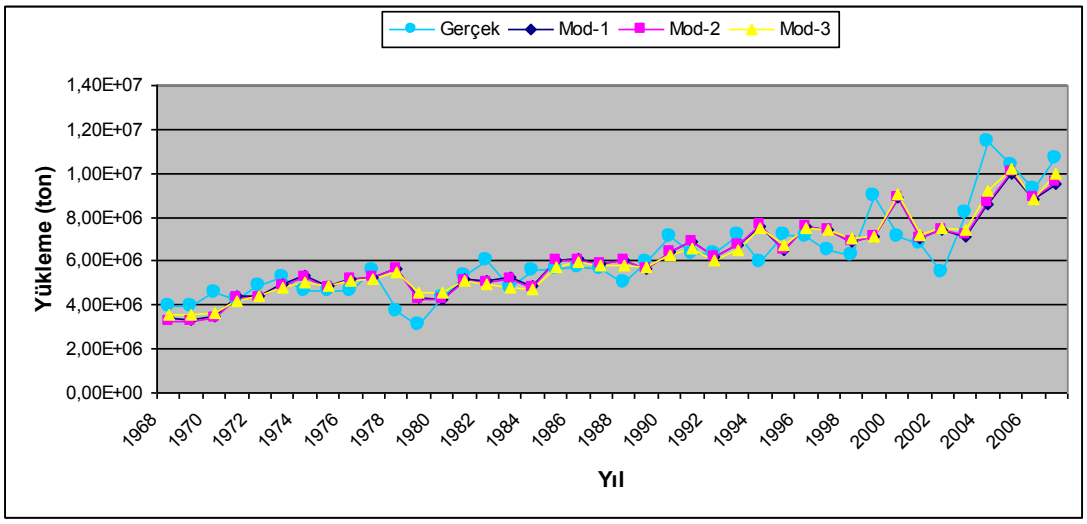
Model	**Açıklama**	**Denklem**
Mod-1	$UL^{NL}_{(t-5,t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 + ex_5 + f$
Mod-2	$UL^{NL}_{(t-5,t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 + ex_5$
Mod-3	$UL^{NL}_{(t-5,t-4,t-3,t-2,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+dx_4+ex_5+f)}$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde boşaltma kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.64).

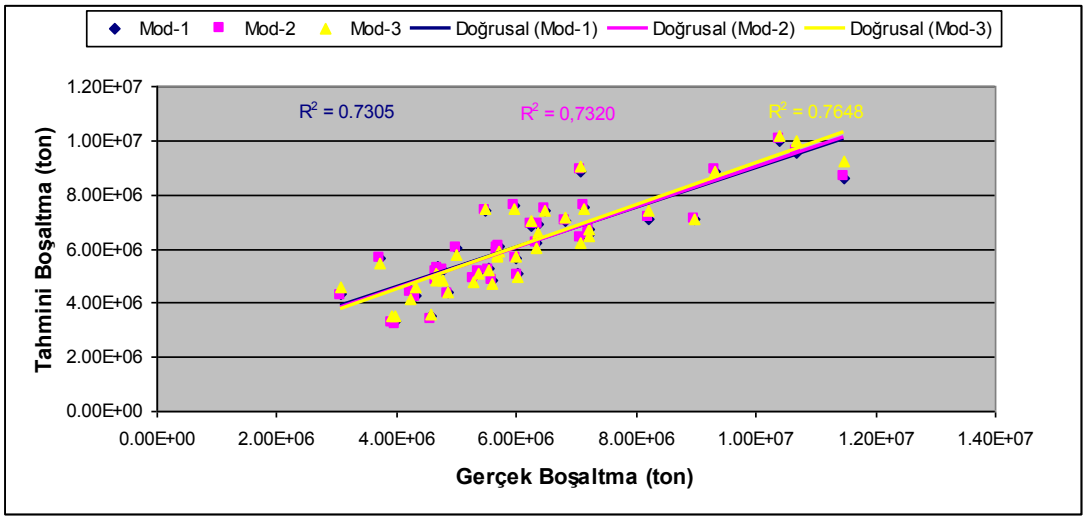


Şekil 5.64. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin hata oranları

Şekil 5.65'te, gerçek elleçleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.66'da görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının hemen hemen eşit olduğu, Mod-3'ün ise diğer modlardan daha yüksek korelasyon değerleri verdiği görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,73 – 0,76 aralığında değiştiği görülmektedir.

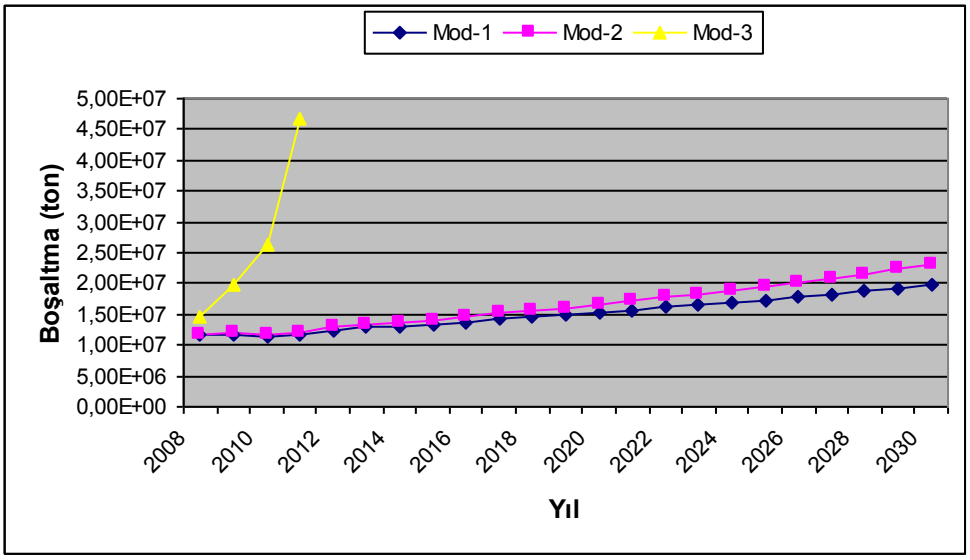


Şekil 5.65. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi



Şekil 5.66. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları

Şekil 5.67'de, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği boşaltma kapasiteleri tahmin edilmiştir. Mod-3'ün üssel bir fonksiyon olmasından ötürü çok hızlı bir artış gösterdiği belirlenmiş ve 2012 yılından sonra tahminler ilerletilmemiştir. Mod-1 ve Mod-2'nin tutarlı boşaltma değerleri oluşturduğu görülmektedir.



Şekil 5.67. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri

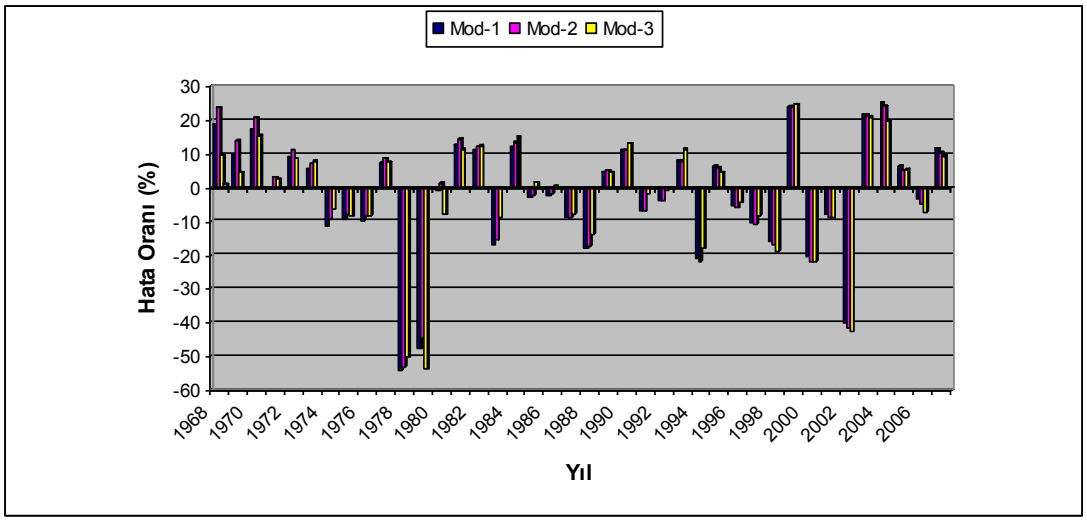
t-5, t-3, t-1 tahmin modeli

t-5, t-3, t-1 modelinde Mod-1 ve Mod-2 için polinom tipi, Mod-3 için ise üssel tipte fonksiyonlar tanımlanmıştır (Çizelge 5.11). Elde edilen nonlineer modlar arasından en yüksek korelasyon değerlerinin ve en düşük hata değerlerinin elde edildiği üç denklem belirlenmiştir.

Çizelge 5.11. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin modları ve denklemleri

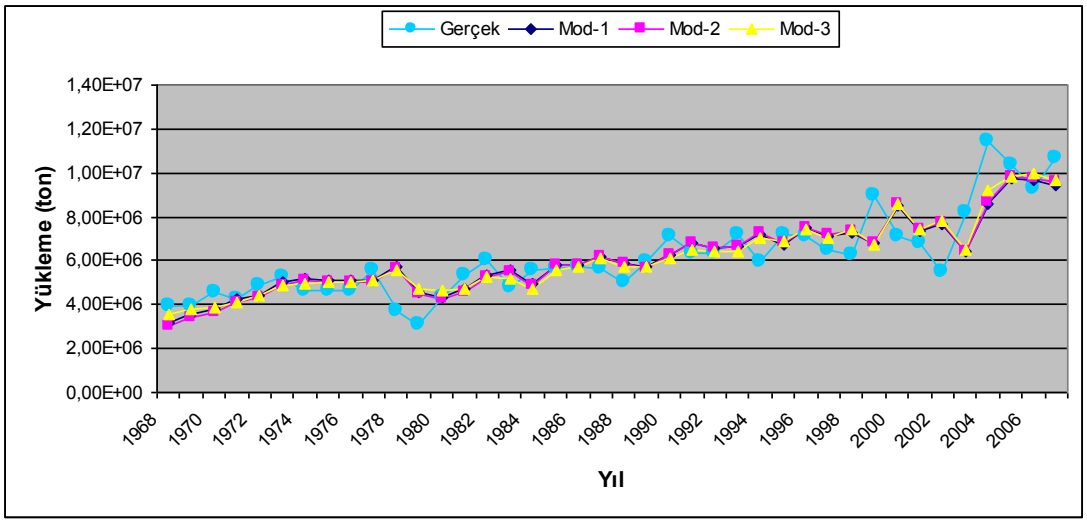
Model	**Açıklama**	**Denklem Tipi**
Mod-1	$UL^{NL}_{(t-5,t-3,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d$
Mod-2	$UL^{NL}_{(t-5,t-3,t-1)}$	$y = ax_1 + bx_2 + cx_3$
Mod-3	$UL^{NL}_{(t-5,t-3,t-1)}$	$y = e^{(ax_1+bx_2+cx_3+d)}$

En fazla hata oluşma aralıklarının zamansal olarak belirlenmesi amacı ile bağıl hatalar (R_e) belirlenmiştir. Özellikle farklı etkenlerin tetiklediği ekonomik kriz dönemlerinde boşaltma kapasitelerinin olağan trendinden saptığı ve büyük hataların oluştuğu belirlenmiştir (Şekil 5.68).

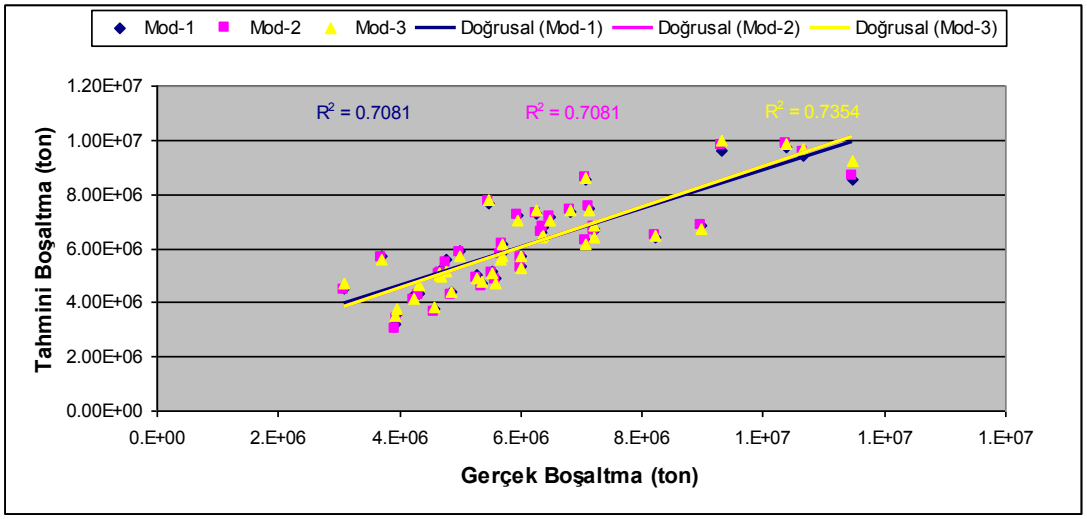


Şekil 5.68. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin hata oranları

Şekil 5.69'da, gerçek elleçleme değerleri ile modellerden elde edilen değerler karşılaştırılmış ve aralarındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Şekil 5.70'da görüldüğü gibi Mod-1 ve Mod-2'den elde edilen korelasyon katsayılarının eşit olduğu, Mod-3'ün ise diğer modlardan daha yüksek korelasyon değerleri verdiği görülmektedir. Modellerin geneline bakıldığında korelasyon katsayılarının 0,70 – 0,74 aralığında değiştiği görülmektedir.

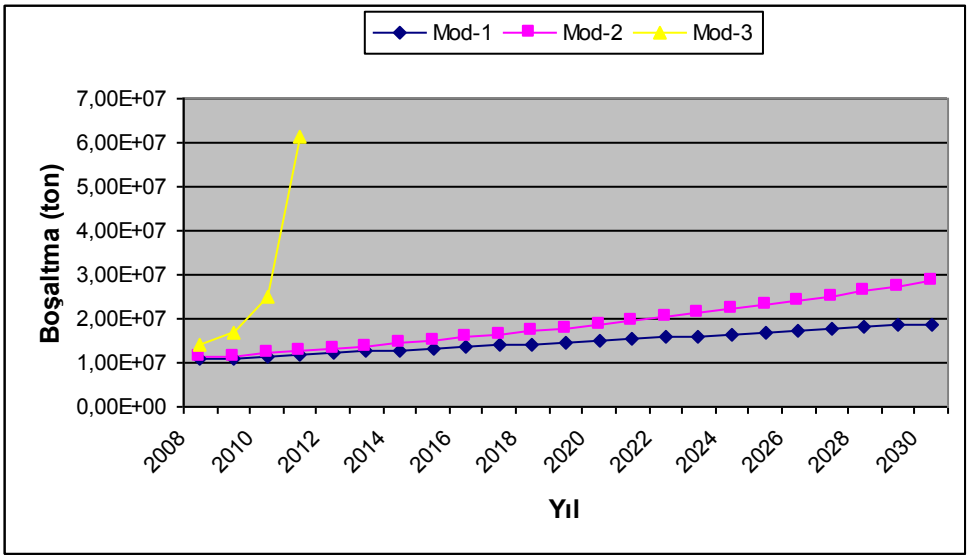


Şekil 5.69. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin trend gösterimi



Şekil 5.70. t-5, t-3, t-1 boşaltma modelinin saçılma diyagramları

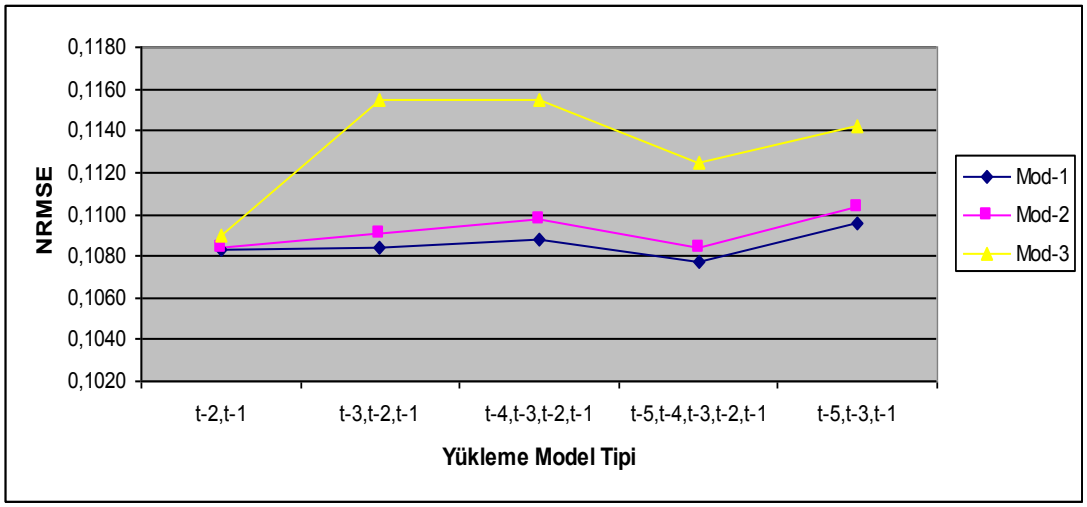
Şekil 5.71'de, limanın 2030 yılına kadar gerçekleştireceği boşaltma kapasiteleri de tahmin edilmiştir. Mod-3'ün üssel bir fonksiyon olmasından ötürü çok hızlı bir artış gösterdiği belirlenmiş ve 2012 yılından sonra tahminler ilerletilmemiştir. Mod-1 ve Mod-2'nin tutarlı boşaltma değerleri oluşturduğu görülmektedir.



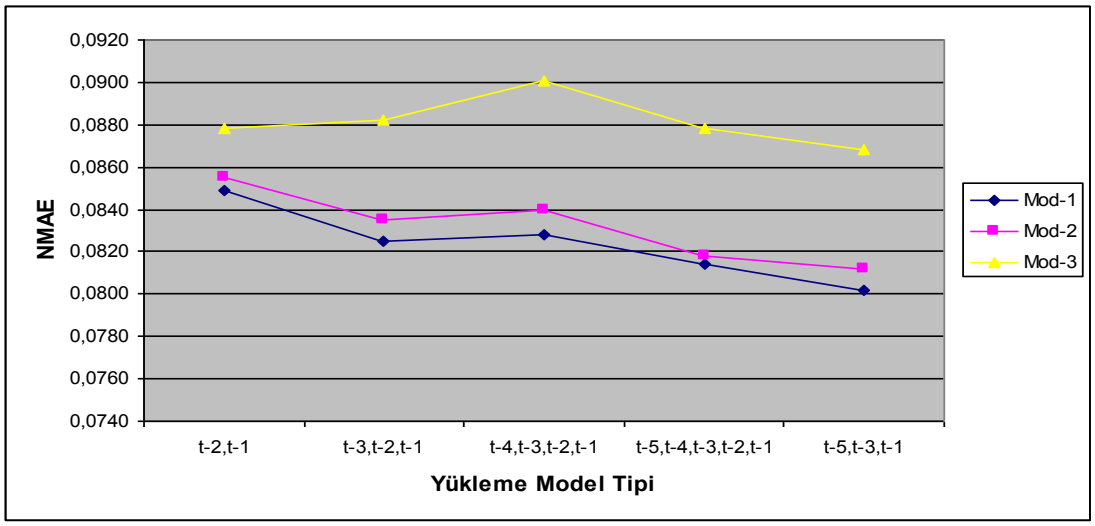
Şekil 5.71. t-5, t-3, t-1 modeline ait boşaltma tahminleri

5.4.3. Modellerin karşılaştırılması ve toplam elleçleme miktarının belirlenmesi

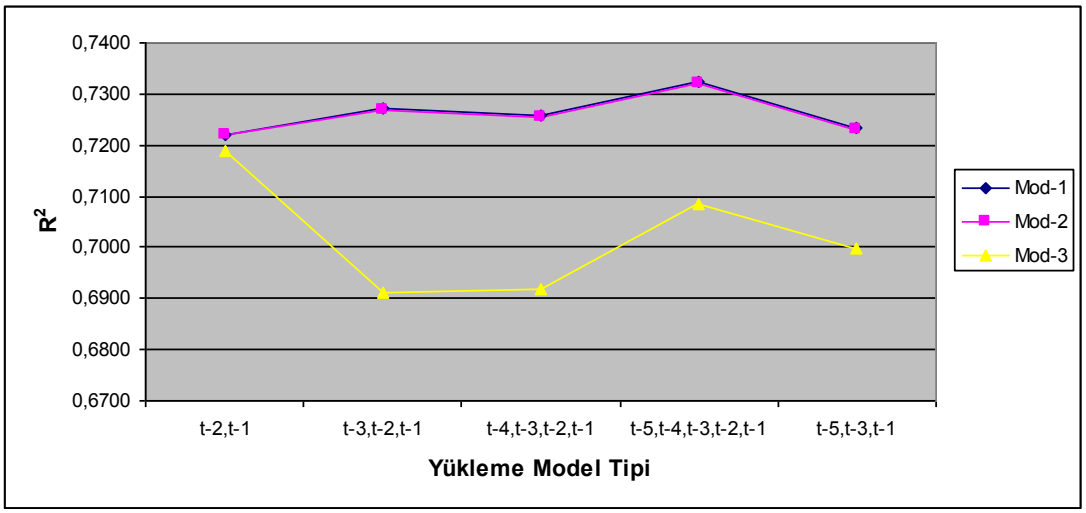
Yükleme için elde edilen NRMSE, NMAE ve R^2 değerleri özet olarak gösterilmiştir. Geliştirilen tüm modeller için, Mod-3 alt modeli en yüksek NRMSE ve NMAE hata değerlerini vermektedir. Mod-1 ve Mod-2 alt modellerinin NRMSE ve NMAE hata değerlerinin birbirlerine yakın oldukları görülmektedir (Şekil 5.72, Şekil 5.73). Tüm yükleme modellerinde, en yüksek korelasyon katsayısı değerleri Mod-1 ve Mod-2 alt modelleri ile elde edilmiştir (Şekil 5.74). Bu sonuç hata değerleri ile uygunluk arz etmektedir.



Şekil 5.72. Yükleme için NRMSE değerlerinin değişimi

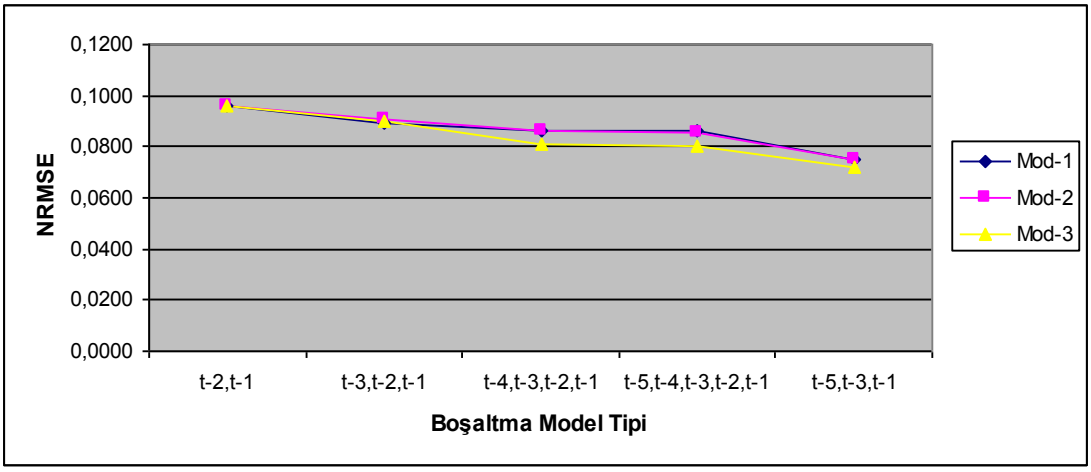


Şekil 5.73. Yükleme için NMAE değerlerinin değişimi

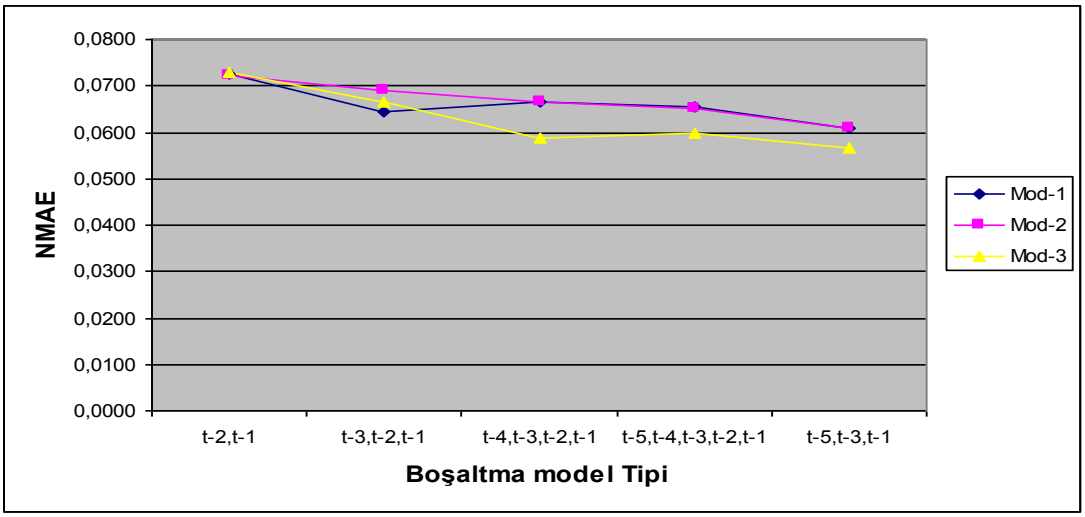


Şekil 5.74. Yükleme için R^2 değerlerinin değişimi

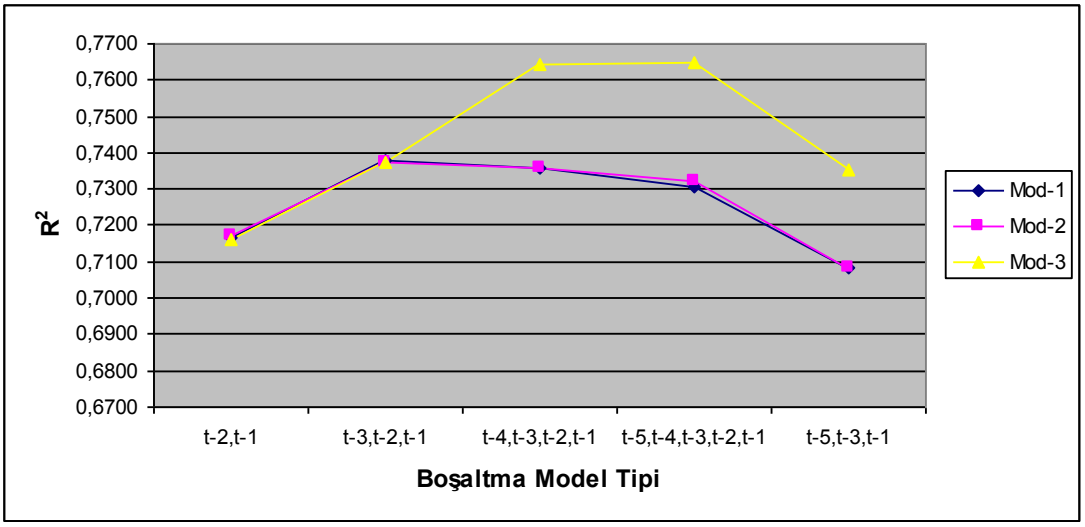
Aynı şekilde boşaltma için performans değerleri ve korelasyon katsayıları değerleri Şekil 5.75, Şekil 5.76, Şekil 5.77'de verilmiştir. Boşaltma için geliştirilen tüm modeller Mod-1, Mod-2 ve Mod-3 alt modelleri için birbirlerine yakın NRMSE ve NMAE değerleri vermiştir (Şekil 5.75, Şekil 5.76). Fakat en yüksek korelasyon katsayı değerleri t-5, t-4, t-3, t-2, t-1; t-4, t-3, t-2, t-1 ve t-5, t-3, t-1 modellerinin, Mod-3 alt modelleri ile elde edilmiştir (Şekil 5.77).



Şekil 5.75. Boşaltma için NRMSE değerlerinin değişimi



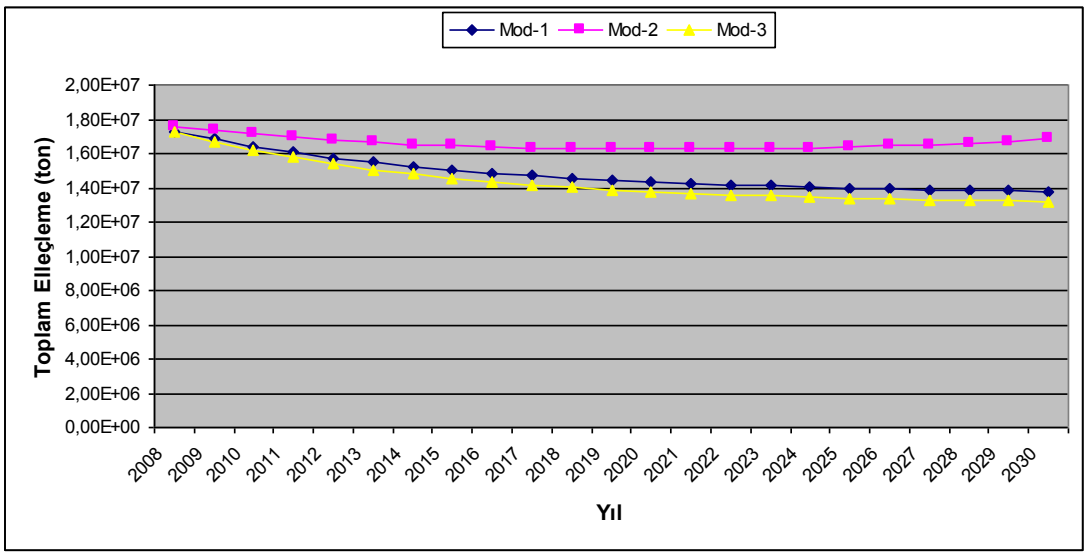
Şekil 5.76. Boşaltma için MAE değerlerinin değişimi



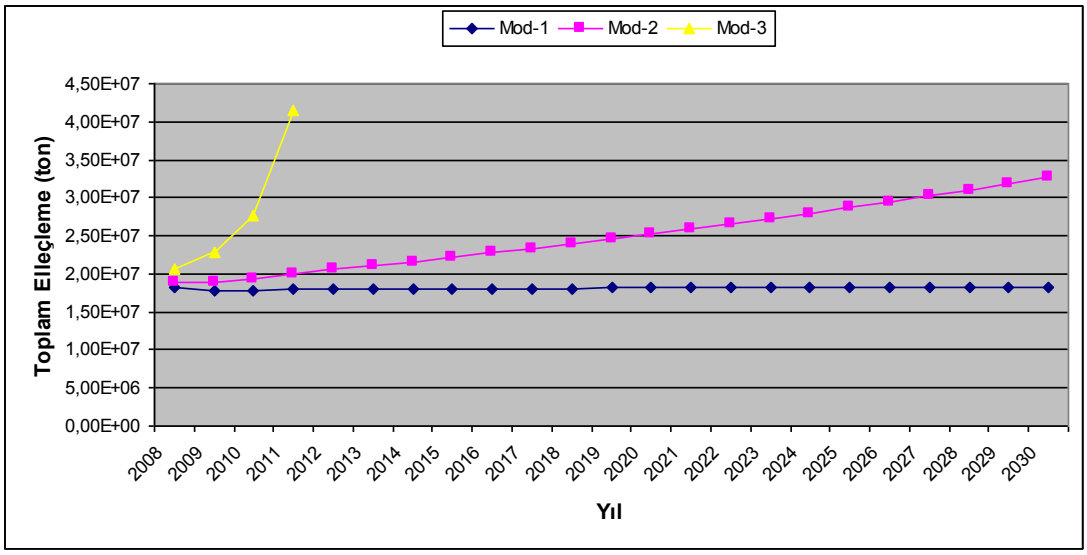
Şekil 5.77. Boşaltma için R^2 değerlerinin değişimi

Geliştirilen yükleme ve boşaltma modelleri için güvenilirlik analizleri EK-3 ve EK-4'te ayrıntıları ile görülmektedir. Aynı şekilde çoklu nonlineer regresyon yöntemi kullanılarak önerilen tüm modellerin yükleme ve boşaltma için NRMSE, NMAE ve R^2 değerleri EK-5'te özetlenmiştir. Yükleme için önerilen t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modelinin, Mod-1 alt modelinden elde edilen sonuçların diğer modellere kıyasla daha düşük hata seviyesine sahip olduğu ve bağlantılı olarak daha yüksek korelasyon katsayıları oluşturduğu görülmektedir. Boşaltma için ise, yine t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modelinin, Mod-3 alt modeli diğer modellere oranla düşük hata ve yüksek

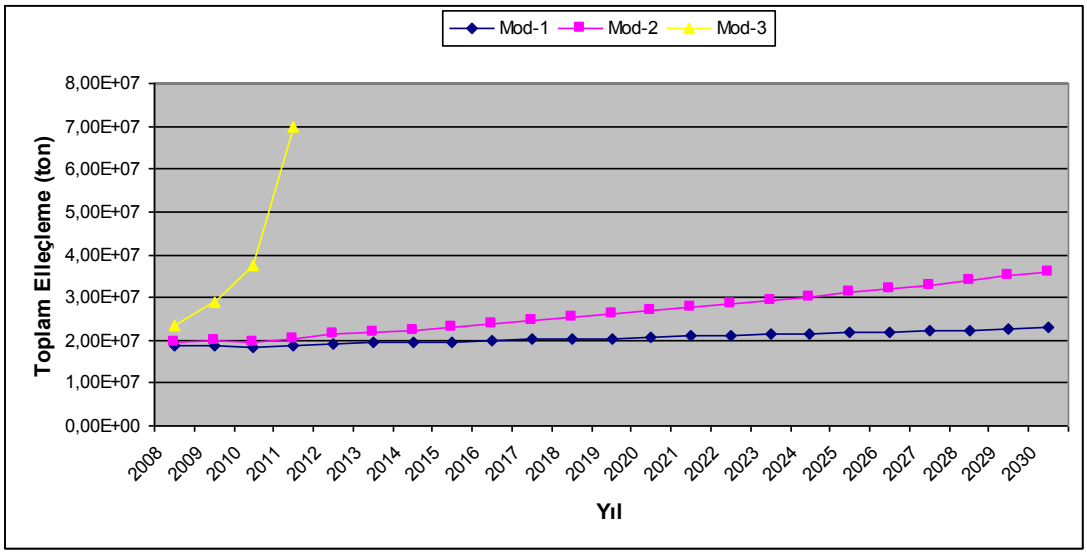
korelasyon düzeyine sahip olduğu görülmektedir. Çoklu nonlineer regresyon yöntemi ile ayrı ayrı elde edilen yükleme ve boşaltma tahminleri her model için 2030 yılına kadar limanın elleçleyeceği toplam yük miktarları belirlenmiştir (EK-6), (Şekil 5.78, Şekil 5.79, Şekil 5.80, Şekil 5.81, Şekil 5.82). Şekil 5.78'de görülen t-2, t-1 modelinden elde edilmiş olan elleçleme tahmin değerlerinin ileriye dönük olarak devamlı azalma trendi içinde olduğu için uygun bir model olmadığı düşünülmektedir. Diğer modellerin tahmin değerleri artan bir trendi işaret etmektedir. Fakat tüm modellerde üstel bir fonksiyon ile tanımlanan Mod-3 alt modelleri, kısa bir zaman sürecinde çok hızlı bir artış göstermekte ve bu denli bir elleçleme artışının liman için mümkün olmayacağı düşünülmektedir. t-2, t-1 hariç tüm modellerde Mod-1'in 2030 yılına kadar elleçleme tahmin değerleri küçük artışlarla devam eden bir trende sahiptir. Söz konusu modellerin Mod-2 alt modelleri genellikle daha olası bir artış trendini sergilemektedir. t-3, t-2, t-1 modeli, diğer modellere kıyasla alt model (Mod-1 ve Mod-2) tahminleri arasında en fazla fark olan modeldir. Mod-1 hemen hemen değişmeyen bir tahmin trendine sahip iken, Mod-2 bir liman elleçleme kapasitesini yansıtabilecek bir tahmin trendinin oluştuğu görülmektedir. t-2, t-1 ve t-3, t-2, t-1 modelleri liman kurulu kapasitesine tahmin sınırı olan 2030 yılına kadar ulaşmamakta, t-5, t-3, t-1; t-4, t-3, t-2, t-1 ve t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modelleri 2030 yılından önce ulaşmaktadır.



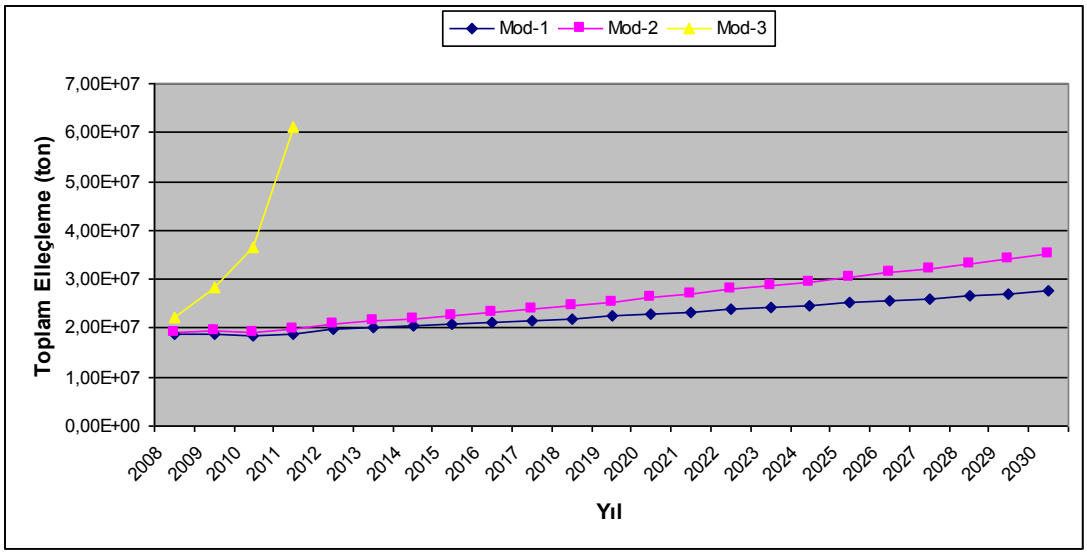
Şekil 5.78. t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı



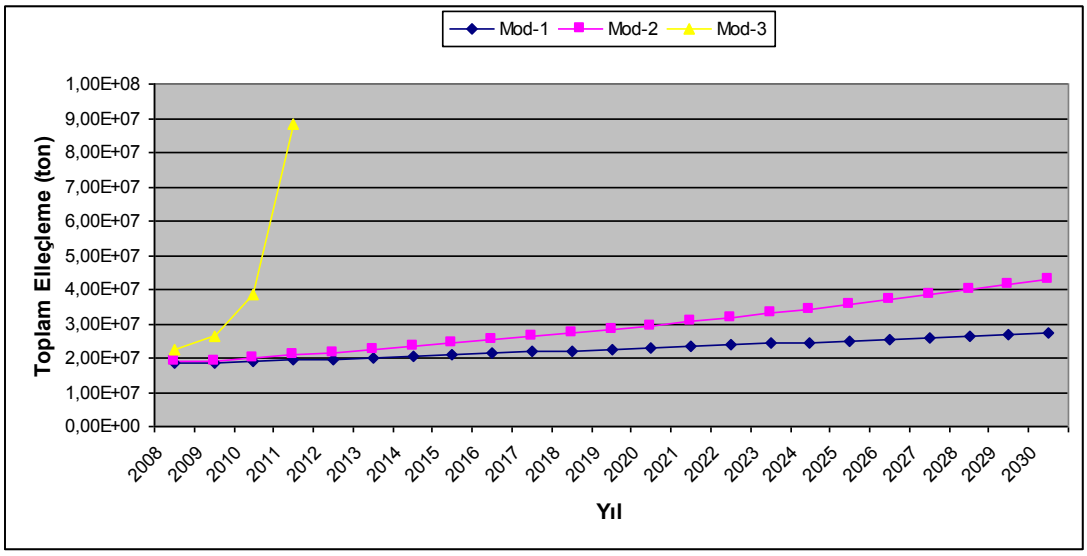
Şekil 5.79. t-3, t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı



Şekil 5.80. t-4, t-3, t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı



Şekil 5.81. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı



Şekil 5.82. t-5, t-3, t-1 modeli için toplam elleçleme miktarı

5.5. Geliştirilen Modelin Elleçleme Tahminleri

Neurofuzzy modülü ile oluşturulan modelin, 2013 yılına kadar elleçleme tahmini yapabiliyor olmasından ötürü hata oranları düşük olsa da bir diğer modülün uygulanması gerekliliğini doğurmaktadır. Toplam elleçleme 2013 yılında 27 062 958 ton ulaşmaktadır (EK-7). EK-8'de neurofuzzy modülü ile tahmin edilmiş olan

elleçleme miktarlarının %95 güvenilirlik düzeyi için alt ve üst limitleri görülmektedir. Veri setinin artan bir trend gösteren yapısı neurofuzzy modülü ile modellemeyi güçleştirmiş ve bir çok deneme sonunda ancak 1 adet uygun alt model bulunabilinmiştir.

Neurofuzzy modülünden elde edilen sonuçlar veri setinin zaman serisi modülü ile değerlendirilmesinin daha uygun olacağını göstermektedir. Tahminlerde en yüksek elleçleme kapasitesi tahminini ARIMA (4 2 0) modeli 54 072 499 ton ile vermiştir (EK-9). Daha sonra sırası ile ARIMA (5 2 0) modeli ile 47 565 396 ton ve ARIMA (3 2 0) modeli ile 45 667 085 ton tahmin değerleri bulunmuştur. Zaman serisi modülü ile yapılmış olan elleçleme tahmin sonuçlarının %95 güvenilirlik düzeyi için bulunmuş olan alt ve üst limit değerleri EK11'de görülmektedir. Neurofuzzy modülünde iki kez fark alınan bir alt modelin anlamlı sonuçlar vermesi ve sadece tahminde yetersiz kalması, zaman serisi modülünün bir sonraki tahmin aşamasında kullanılabilir olacağına işaret etmektedir.

Neurofuzzy modülünde, fark alınmadan birbiri ardına gelen zaman gecikmeli alt modellerden de birtakım hata ve tahmin sonuçları elde edilmiştir. Çalışmada bu yapıdaki alt modeller belirtilmemiş olsa da bu yapıya uygun çoklu nonlineer regresyon modülü de işletilmiştir. Çoklu nonlineer regresyon modülüne bakıldığında t-2, t-1 modelinin azalan bir trende sahip olması uygun bir model olmadığını göstermektedir. Diğer modellerin Mod-1 alt modellerinden elde edilen elleçleme tahminlerinin 18 000 000 – 27 000 000 ton arasında değiştiği, Mod-2'den elde edilen tahminlerin ise 33 000 000 – 43 000 000 ton arasında değiştiği görülmektedir (EK-6). Mod-3'ün ise hızlı bir yükselişe sahip olduğu ve elleçleme kapasitesi tahmini için gerçekleri yansıtmadığı düşünülmektedir.

5.6. Liman Elleçleme Ekipmanları Envanteri

Mersin Limanına ait ekipmanların listesi Çizelge 5.12'de ayrıntılı olarak verilmektedir. Liman ekipmanlarının 2005 yılında liman özelleştirildikten sonraki durumu konusunda çok fazla bilgi olmamasına rağmen liman işletmesinin internet

sitesinde elleçleme ekipmanlarında iyileştirmeye gittiği ve yeni elleçleme ekipmanlarına yatırım yaptığı belirlenmiştir [100]. Limanda, Çizelge 5.12'de gösterilen ekipmanlara ilave olarak, 60 ton kapasiteli yüzer vinç, 4 adet 970 – 3 500 HP arasında değişen kapasiteye sahip römorkörler ve 4 adet bot limanın mevcut deniz araçları filosunda bulunmaktadır.

Çizelge 5.12. Mersin Limanı elleçleme ekipmanları [101]

Mersin Limanı Elleçleme Ekipman Listesi				
	Tipi	**Kapasite (ton)**	**İmal Tarihi**	**Adeti**
Gantry-Crane (Model/Marka)				
MŞM	Standart	40	1989	3
Transtainer (Model/Marka)				
MŞM	Mobil	40	1986	2
MŞM	Mobil	40	1987	4
MŞM	Mobil	40	1988	5
NOELL	Mobil	40	2000	7
Boş Konteyner Mobil Vinci (Model/Marka)				
LANSING	Herceules	10	1983	1
FANTUZZI	FDC120	10	1988	1
FANTUZZI	FDC18K6	8	1999	8
Dolu Konteyner Mobil Vinci (Model/Marka)				
BELOTTI	B75	40	1987	2
KALMAR	DRD4206555	42	1998-1999	10
Loderler (Model/Marka)				
VOLVO	4200	1 m^3	1982	1
Mini Loderler (Model/Marka)				
CASE	85XT	1.087	2001	1
2-3-5 Tonluk Forkliftler (Model/Marka)				
LANSING	Kısa Mastlı	5	1985	6
ÇUKUROVA	Kısa Mastlı	3	1986	4
ISMAK	Kısa Mastlı	2	1994	6
YALE	Kısa Mastlı	3	1998	10
3-5 Tonluk Forkliftler (Model/Marka)				
FENWICK	Std. Mastlı	5	1980	4
ÇUKUROVA	Std. Mastlı	3	1986	11
Bataryalı Forklift(Model/Marka)				
STILL	Kısa Mastlı	2.5	1999	4
Elektrikli Rıhtım Vinçleri (Model/Marka)				
STOTHERPITT	Kepçeli	10	1968	1
STOTHERPITT	Kancalı	3	1968	9
STOTHERPITT	Kancalı	5	1971	2
MŞM	Kancalı	5	1983	3
MŞM	Kancalı	35	1984	2

Çizelge 5.12. (Devam) Mersin Limanı elleçleme ekipmanları

Lastik Tekerlekli Mobil Vinç (Model/Marka)				
COLES	A Donis S"	7	1982	1
COLES	930	10	1984	8
COLES	960	25	1983	1
NELLEN	N125LHOMD	25	1977	2
NELLEN	125LC	15	1978	1
NELLEN	132LHOB	35-70	1978	2
Lastik Tekerlekli Treyler (Model/Marka)				
EFE	RO-RO	40	1996	3
İBRAHİM ÖRS	RO-RO	40	1999	28
Dolgu L. Treyler (Model/Marka)				
GÜRSAN	RO-RO	40	1982	1
KARDEŞÇELİK	RO-RO	40	1984	6
KATMERCİLER	RO-RO	40	1987	14
Teker Sistemli Çekiciler (Model/Marka)				
MAFI	T25/200	25/50	1982	3
PLANTERBERG	SR25/200	25/50	1985	2
SISU	TR160CL	25/50	1988	15
SISU	TR160	25/50	1999	13
Ziraat Tipi Traktörler (Model/Marka)				
STAIR	768		1981	5
NUFFEILD			1969	1
INTER			1985	3

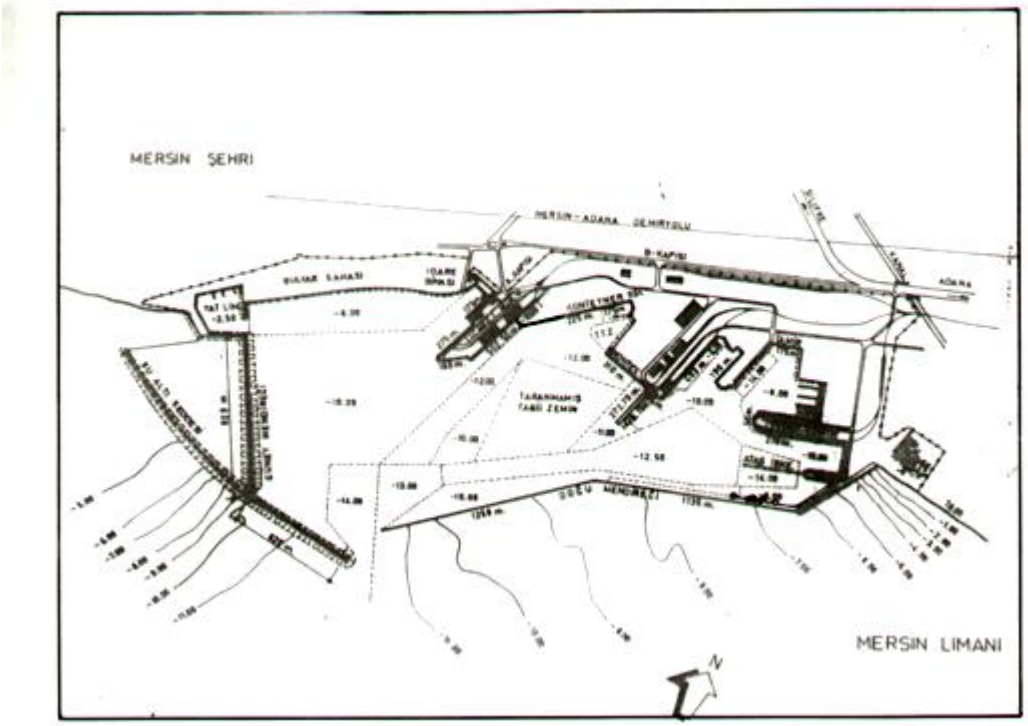
5.7. Mersin Limanın Kurulu Kapasitesinin Hesabı

Limanın rıhtım ve iskele yerleşim planında, 2005 yılından sonra herhangi bir revizyon yapılmadığı kabulü ve Şekil 5.13'te görülen liman yerleşim planı dikkate alınarak model uygulanmıştır. Limanda, konteyner, genel kargo, dökme katı ve dökme sıvı elleçlemesi yapılmaktadır. Daha önce geliştirilen modüller bu dört elleçleme tipi için derlenen yükleme ve boşaltma verileri kullanılmıştır. Konteyner elleçlenen rıhtımlar için hesaplarda ilk önce TEU değerleri bulunmuş daha sonra bulunan TEU değerlerinin ton eşlenikleri kurulu kapasite hesabına dahil edilmiştir. Mersin Limanının yılda çalışabileceği gün sayısı belirlenirken, uzun dönem dalga istatistiği sonuçlarına bağlı olarak hava koşullarının muhalefeti nedeni ile yılda en fazla 5 gün çalışılamadığı [101] ve limanın tatil günleri de çıkarıldıktan sonra 355

gün hizmet verdiği belirlenmiştir. Limanda üç vardiya halinde çalışıldığı ve vardiya süresinin 6,5 saat olduğu göz önüne alınmıştır.

1. vardiyada = %100
2. vardiyada = %90
3. vardiyada = %80

Yukarıda belirtilen verim ile çalışıldığı düşünüldüğünde günlük toplam çalışma süresi yaklaşık 18 saat olarak belirlenmiştir.



Şekil 5.83. Mersin Limanı Planı

Mersin Limanında rıhtım/iskele uzunluk ve derinlik bilgileri T.C. Başbakanlık Denizcilik Müsteşarlığı [102] ve DLH Envanterlerinden [103] faydalanılarak belirlenmiştir. Hesaplarda konteyner, genel kargo, dökme katı ve dökme sıvı elleçleyen rıhtımlar/iskeleler ayrı ayrı değerlendirilip yıllık elleçleme kapasiteleri ton

üzerinden bulunmuştur. Liman'da rıhtımlardaki vinç tipleri belirlenirken limanın halihazırdaki vinç yerleşim yerleri dikkate alınmıştır.

5.7.1. Elleçleme ekipmanları ve elleçleme kapasiteleri

Genel kargo elleçleme kapasitesi

Genel kargonun elleçlendiği rıhtımlara yanaşabilecek gemi tonajları 5 000 ile 50 000 DWT (DWT = Dead Weight Tonnage) olarak belirlenmiştir [104]. Rıhtımlarda 2 adet vinç olduğu kabul edilmiş ve vinçlerin hangi rıhtımlarda konumlandırıldıkları belirlenmiştir. Hareketli vinçler ise rıhtımlara eşit olarak dağıtılmıştır. Rıhtım kullanım faktörü genel kargo elleçleyen rıhtımlarda %75 olarak belirlenmiştir [105]. Teorik vinç kapasiteleri her vinç için belirlenmiştir (Çizelge 5.12). Genel kargonun pratik elleçleme katsayısı 0,60 ve 0,65 olarak seçilmiştir (EK-11) [106]. Genel kargo gemilerinin yanaşma ve ayrılma süreleri geminin tonajına göre 4 ile 6 saat arasında değiştiği kabul edilmiştir. 24 numaralı genel kargo rıhtımının derinliği çok az ve uzunluğun çok fazla olmasından ötürü rıhtıma iki tane 7 000 DWT'lik gemi yanaşacağı kabul edilmiştir.

Konteyner elleçleme kapasitesi

Mersin Limanında 9 adet konteyner elleçlenen rıhtım bulunmaktadır (EK-12). Konteyner gemileri 10 000 – 25 000 DWT arasında değişen tonajlara sahiptir. Seçilen tonaja bağlı olarak gemilerin 700 ile 1 700 TEU arasında bir hacme sahip olduğu belirlenmiştir. Konteyner elleçlenen rıhtımlarda, rıhtım vinçleri (gantry crane) konumlandırılmış olup planlarda ve resimlerde belirlenen yerlerine sadık kalınarak hesaplara dahil edilmiştir. Rıhtım kullanım faktörü %75 olarak seçilmiştir. Teorik vinç kapasitesi 25 TEU/saat olarak belirlenmiştir. Pratik elleçleme katsayısı 0,65 olarak seçilmiştir. Gemi tonajı 10 000 DWT'den gemiler için yanaşma ve ayrılma süresi 4 saat, 10 000 – 50 000 DWT arasındaki gemileri için yanaşma ve ayrılma süresi 5 saat ve 50 000 DWT'den büyük gemiler için yanaşma ve ayrılma

süresi 6 saat olarak seçilmiştir. Yıllık elleçleme miktarı hem TEU cinsinden hemde ton cinsinden belirlenmiştir.

Dökme katı elleçleme kapasitesi

Mersin Limanın 20 ve 21 numaralı rıhtımlarında dökme katı elleçlendiği saptanmıştır (EK-13). söz konusu rıhtımlarda hareketli vinçlerin elleçleme yapmaktadır. Rıhtım uzunlukları ve derinliğe bağlı olarak 15 000 DWT'luk gemilerin elleçlendiği kabul edilmiştir. Rıhtım kullanım faktörü %75 seçilmiştir. Dökme katı elleçleyen vinçlerin teorik kapasiteleri 525 – 1000 ton/saat olarak seçilmiştir. Pratik elleçleme katsayısı 0,65 dir. Gemilerin yanaşma ve ayrılma süreleri 5 saat olarak belirlenmiştir.

Dökme sıvı elleçleme kapasitesi

Mersin limanında 25, 26 ve 27 numaralı iskelelerde dökme sıvı elleçlenmektedir (EK-14). 25 ve 26 numaralı iskelelere yanaşan gemilerin 70 000 DWT ve 27 numaralı iskeleye yanaşan gemilerin 5 000 DWT olduğu kabul edilmiştir. İskele kullanım faktörü %60 olarak seçilmiştir. İskelelerdeki pompaların kapasitesi 500 – 700 ton/saat arasında olarak seçilmiştir. Gemilerin 25 ve 26 numaralı iskelelere yanaşma ve ayrılma süreleri 6 saat, 27 numaralı iskeleye yanaşma ve ayrılma süreleri 4 saat olarak kabul edilmiştir.

5.7.2. Mersin Limanı toplam kurulu elleçleme kapasitesi

Çalışma kapsamında, Mersin Limanında elleçlenen yükler genel kargo, konteyner, dökme katı ve dökme sıvı olmak üzere dört gruba ayrılmıştır. Limanda elleçlenen yük tiplerinin kurulu elleçleme kapasiteleri EK-10 ve EK-14 arasında verilmiştir. Sonuç olarak Mersin Limanının kurulu elleçleme kapasitesinin 34 213 600 ton olduğu hesaplanmıştır.

KAPTAM sonuçlarına bağlı olarak, Mersin Limanının kurulu elleçleme kapasitesinin hangi yıllarda aşılacağı ve buna bağlı olarak revizyon gerektireceği Çizelge 5.13'te görülmektedir. Geliştirilen neurofuzzy tahmin modülü en fazla 2013 yılına ve ancak

27 062 958 ton elleçleme kapasitesine kadar tahmin üretebildiğinden kurulu liman kapasitesine erişilememiştir. Zaman serisi modülünde ise 2016 ile 2020 yılları arasında kurulu elleçleme kapasitesinin aşılacağı belirlenmiştir. Çoklu nonlineer regresyon modülü tahminlerine bağlı olarak en erken kapasite aşılma tarihi 2023 (Mod-2) ve en geç aşılma tarihi ise 2029 olarak bulunmuştur. Sonuç olarak, neurofuzzy modülü liman kurulu kapasitesine erişilen yılı belirlemede yetersiz kalmış ve buna bağlı olarak tahmin modelinin zaman serisi modülü ile yapılması gerekmiştir.

Çizelge 5.13. Mersin Limanı kurulu elleçleme kapasitesinin aşılacağı tahmini yıllar

Tahmin modülü	Çoklu nonlineer regresyon modülü			Zaman serisi modülü		
Model tipi	t-4, t-3, t-2, t-1	t-5, t-4, t-3, t-2, t-1	t-5, t-3, t-1	ARIMA (3 2 0)	ARIMA (4 2 0)	ARIMA (5 2 0)
Alt model	Mod-2	Mod-2	Mod-2			
Kurulu kapasiteye erişilen yıl	2028	2029	2023	2020	2016	2019

5.7.3. Mersin Limanı kurulu kapasitesinin arttırılmasına yönelik alternatif revizyon senaryoları

Çalışmanın bu aşamasında Mersin Limanının maksimum kurulu kapasiteye ulaştığı yıl itibari ile elleçleme kapasitesini arttırmaya yönelik birtakım alternatif revizyon planı senaryoları geliştirilmiştir. Senaryo-I, elleçleme ekipmanlarının sayısının veya kapasitesinin arttırılması şeklinde, ekipman odaklı revize çalışmalarını içermektedir. Senaryo-II ise, halihazırda liman rıhtımlarında bir takım iyileştirmelere gidilmesi veya yeni rıhtımların yapılması şeklinde altyapı odaklı alternatifler üretilmesini içermektedir. Burada amaç, Mersin Limanının yakın çevresindeki uluslararası limanlarla rekabet edebilmesi açısından stratejik anlamda etkin revizyon planları oluşturulmasıdır.

Çalışma kapsamında, Mersin Limanı için önerilen revizyon senaryoları oluşturulurken birtakım kabuller yapılmıştır. Bu kabuller;

1) Mersin Limanın özelleştirildiği 2005 yılından itibaren kapasite kullanımına direkt etki gösteren yatırımlar içinde bulunacağı, (elleçleme miktarını artırmak için) limanın işletme, hizmet ve fiyat politikalarında değişimler oluşabileceği,
2) Limanın teknolojik donanımının ve gemilere hizmet kalitesinin mümkün olan en üst düzeyde olacağı,
3) Gemilere sağlanacak pilotaj, römorkaj ve diğer bürokratik hizmetlerin yanaşma ve ayrılma sürelerini aşmayacağı ve limanın tam kapasite ile çalışacağı,
4) Ardiye ve terminal hizmetlerinin limanın kurulu ve gelişecek kapasitesini karşılayacak düzeyde olduğu,
5) Limanın yük tahminleri yapılırken gelecek yıllardaki ekonomik ve sosyal gelişmelerin, limanın yük alışverişinde bulunacağı hinterland bölgesindeki GSMH ve nüfus değişiminin geçmiş yıllardaki trendini devam ettireceği,
6) Liman bağlantı yollarının tahmin periyodu boyunca yeterli kapasitede olacağı ve bir problem oluşturmayacağı,
7) Limanda görev yapan personelin yeterli sayıda olduğu ve herhangi bir eleman sıkıntısının olmadığı,
8) Gemilerin rıhtım ve iskele kullanımında, literatürde yaygın olarak kullanılan kuyruk teorisi modellerine uyduğudur.

Senaryo-I

Mersin Limanının 2005 yılında özelleştirilmesinden önce 3 adet rıhtım vinci ile konteyner elleçlemekte iken, özelleştirmeden sonra 2 adet daha vincin alınması ile konteyner elleçleme kapasitesini arttırmıştır. Özelleştirme sonrası izlenen stratejininde ortaya koymuş olduğu gibi, günümüzde deniz ticaretinde konteynerlerin kullanımındaki artış da düşünüldüğünde, geliştirilecek senaryonun konteyner elleçleyen rıhtımlar üzerinde kurgulanması gerekliliği doğmaktadır.

Mersin Limanında 9 adet konteyner elleçleyen rıhtım bulunmakta ve sadece 5 adet rıhtım vinci bulunmaktadır. Rıhtım vinçlerinin dışında elleçleme operasyonları konteyner mobil vinçleri ile yapılmaktadır. Konteyner rıhtımlarındaki elleçleme

operasyonlarının kapasitesi mobil vinçlere oranla çok daha yüksek olan rıhtım vinçleri ile gerçekleştirilmesi, limanın kurulu kapasitesini önemli oranda arttırmaktadır. Bu amaçla, konteyner elleçlenen rıhtımlardaki rıhtım vinçlerinin sayısının 9 adet'e çıkarılmasının artan konteyner ticareti hacminin karşılanabilmesi açısından da uygun olacağı düşünülmüştür. Limana alınacak 4 rıhtım vincinin bir adedinin 8 no'lu rıhtıma yerleştirilmesi, diğer 3 adetinin de 17, 18 ve 19 numaralı rıhtımlara yerleştirilmesi uygun görülmektedir. 17, 18 ve 19 numaralı rıhtımların fiziki şartlarının uygun olması ve bağlantılı olarak yanaşabilecek gemi boyutlarının daha büyük olması yatırım için bu rıhtımların seçilmesinde etken olmaktadır. Yapılacak olan yatırımın karşılığında, konteyner elleçleme kapasitesinde yaklaşık olarak yıllık 2,4 milyon ton'luk (240 000 TEU) bir elleçleme artışı sağlanacağı hesaplanmıştır. Sadece konteyner elleçleyen rıhtımlara yapılacak olan bu yatırım ile liman kurulu elleçleme kapasitesinin arttırılarak çalışmada belirlenen tarihlerin (kurulu kapasite aşılma tarihleri) 2-3 yıl kadar ötelenebileceği belirlenmiştir.

Senaryo-II

Senaryo-II'de, Mersin Limanının kurulu kapasitesinin, bir takım fiziksel revizyonlar (iyileştirmeler) ile arttırılması önerilmiştir. Limanlarda genellikle rıhtım uzunluklarının arttırılması veya yeni rıhtım inşası tarzında revizyon planları sık uygulanan çözümlerdir.

Mersin Limanında genel kargo elleçlenen rıhtımların kapasitesinin arttırılması üzerine bir senaryo geliştirilmiştir. 24 numaralı rıhtımın 380 m boyuna rağmen, 6,5 m gibi çok az bir derinliğe sahip olması bu denli uzun bir rıhtıma ancak draftı küçük olan gemilerin yanaşabilmesine olanak sağlamaktadır. Draftın küçülmesi gemi kapasitesinin azalmasına sebep olmakta ve liman kapasitesinin de azalmasına sebep olmaktadır. Bu durumun liman lehine çevrilebilmesi için 24 numaralı rıhtım derinliğinin tarama yapılarak 10 m'ye çıkarılması, yanaşabilecek gemi tonajını 5 000 DWT'den 30 000 DWT'ye çıkarmaktadır. Gemi kapasitesinin artması ekipmanlarında artan gemi kapasitesini elleçleyebilecek oranda arttırılmasını gerektirmektedir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, bir liman için büyük önem arz eden revizyon planlarına altlık oluşturan elleçleme kapasitesinin ileriye yönelik tahmini için yapay zeka tabanlı Liman Kapasite Tahmin Modeli (KAPTAM) geliştirilmiştir. KAPTAM, diğer kapasite tahmin modellerinden farklı olarak deterministik, stokastik ve yapay zeka tabanlı üç adet modülden oluşmakta ve kullanıcıya bu yöntemlerin sonuca ulaşmasında kavramsal bir bütünlük sunmaktadır.

Liman revizyon planları, büyük finansal kaynakların seferber edildiği, stratejik öneme sahip kararlar bütünüdür. Bu denli önemli kararların alındığı bu prosesin en önemli adımı ise geleceğe yönelik elleçleme kapasitesi tahminidir. Çalışma kapsamında, üç modülden oluşan bir model geliştirilerek elleçleme kapasitesi tahmin edilmiştir. Farklı tahmin modüllerinin geliştirilmesindeki temel amaç, klasik tahmin yöntemlerine (lineer regresyon gibi) alternatif oluşturabilecek kavramsal bir model ile kullanıcıya bunları karşılaştırma imkanı vermek ve karar aşamasında tutarlı sonuçlar elde edilmesine olanak sağlamaktır.

Yapay Zeka (Neurofuzzy) modülü, liman elleçleme kapasitesini klasik yapay sinir ağlarına kıyasla yüksek bir doğruluk ile tahmin edebilen bu alandaki ilk uygulamadır. Bu modül, toplam elleçleme miktarı üzerinden tahmin yapan zaman gecikmeli bir modüldür. Neurofuzzy tahmin modelinde, hata değerleri küçük ve korelasyon katsayısı ise hem eğitme hem de test aşamasında diğer modellere oranla büyüktür. Elde edilen sonuçlar söz konusu modelin uzun vadede tutarlı sonuçlar üreteceği yönünde, tahminlerin süresi ise modelin uygulanabilirliğini kısıtlayıcı yöndedir. Çalışmalarda, olumsuz durumun aşılabilmesi amacı ile yükleme ve boşaltma miktarları ayrı ayrı modellenip toplam elleçleme miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Sonuçlar hata değerleri açısından düşük olsalarda, tahmin süresi bakımından yetersiz kalmışlardır. Karşılaşılan olumsuz durumun aşılabilmesi amacı ile yükleme ve boşaltma kapasiteleri toplanarak toplam elleçleme üzerinden tahmin yapabilen bir model geliştirilmiştir. Sonuçlar ilk önerilen modele oranla hem daha yüksek doğrulukta hem de beklenilen tahmin trendine uygun yapıdadır. Geliştirilen

modeller arasında t-5, t-3, t-1 modeli gerek öğrenme – test aşaması performansı gerekse tahmin etkinliği açısından en uygun yapıya sahiptir. Modelin sadece zaman serisi modellerinin tümünde kullanılmış olan ARIMA (- 2 -), yani iki kere fark alınan modellere benzer bir yapıda bir zaman gecikmesine sahip olması dikkat çekicidir.

Zaman serisi yöntemi ile geliştirilen modeller 2 kere fark alınarak serinin durağanlaştırılabildiği Box-Jenkins modelleri tipindedir. Çalışmada, yüksek dereceden (ör: ARIMA (9 2 0), ARIMA (11 2 0) vb.) modellerinde yüksek korelasyon değerleri oluşturabildiği belirlenmiş, fakat bu tip modellerin verilerin arasındaki otokorelasyonu zorlama ile kurabildikleri görülmüştür. İncelenen literatür çalışmaları, bu tip veri setlerinin (finansal, ekonomik parametreler) çok yüksek dereceden modellerle ifade edilebilseler bile, fark alma işlemini 2. derece ve otokorelasyon ise genellikle 4.-5. derece ile sınırladıkları görülmüştür.

Çoklu nonlineer regresyon modelleri genellikle artan tahmin trendleri göstermiş, sadece t-2, t-1 modeli uygun bir elleçleme tahmin modeli olmaktan uzaktır. Geliştirilen modellerin hata parametre değerleri ve korelasyon katsayıları yükleme için birbirlerine yakın değerlerdir. Bu bakımdan en uygun modelin seçimi aşamasında karar vermek güçleşmektedir. Boşaltma için ise t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 ve t-4, t-3, t-2, t-1 modellerinin diğer modellere göre göze çarpan bir etkinliği vardır. Çoklu nonlineer regresyon modellerinde, tahminler arasında genelde küçük farklar olması nedeni ile tek bir modelin seçilmesi güçlük oluşturabilmektedir.

KAPTAM, neurofuzzy modülü ile elde edilen ve 2013 yılında gerçekleştirilmesi beklenen elleçleme miktarı diğer tahmin modülleri tahminleri ile karşılaştırıldığında yaklaşık olarak 3 milyon ton düzeyinde bir fark oluştuğu görülmektedir. Tahmin modülleri arasında gözlenen farkların, neurofuzzy modülü tahmin sonuçları %95 güvenilirlik düzeyinde değerlendirildiğinde diğer tahmin modüllerinden elde edilen sonuçların alt ve üst limitler içerisinde kaldığı belirlenmiştir.

Modellerin kullanılabilirliği açısından çoklu nonlineer regresyon ve zaman serisi yöntemleri uygulama sadeliği ve zaman açısından avantajlı olarak

değerlendirilebilirken, neurofuzzy yöntemi düşük hata oranına rağmen hem uygulama güçlüğü ve bilgi birikimi gereksinimi açısından hem de en uygun modelin denenmesi sürecinde harcanan zaman açısından dezavantajlı bir konumdadır. Ayrıca neurofuzzy trendin artış veya azalış eğilimi gösterdiği sadece mevsimsel dalgalanmaların gözlendiği değişken setlerinde daha kolay uygulanabildiği yapılan çalışmalarda görülmüştür.

Dünyada deniz taşımacılığının büyük bir kısmı konteynerler ile sağlanmakta ve son yıllarda geliştirilen modellerin hemen hemen hepsi konteyner elleçleyen limanların stoklama, elleçleme, ekipman ve limanın optimum kullanımını sağlama yönünde geliştirilen modellerdir.

KAPTAM, literatürdeki diğer modellerden farklı olarak sadece konteyner elleçleme kapasitesi üzerine tahmini yapmak yerine, bir limandaki tüm elleçleme türlerini (konteyner, genel kargo, dökme katı ve dökme sıvı) dikkate alarak toplam elleçleme kapasitesini tahmin etmektedir.

Model deterministik, stokastik ve yapay zeka tabanlı modüllerden oluştuğundan diğer deterministik veya stokastik modellere kıyasla daha tutarlı ve gelişmiş bir modeldir. KAPTAM veri setinin yapısına bağlı olarak en düşük hata ve en yüksek korelasyon kriterini göz önünde bulundurarak en etkin tahmin modelini belirlemektedir. Tahmin ve hata parametrelerinin yetersiz olduğu modüller devredışı bırakılarak diğer modül ile çözüme devam etmektedir.

KAPTAM, üç farklı modülün istenilen hata ve tahmin kriterlerine bağlı olarak adım adım işletilmektedir. Çalışmanın ilerleyen aşamalarında, üç modülün bütünleşik olarak kullanımını sağlayacak bir paket program haline getirilmesi hedeflenebilir. Hata parametrelerinin değerlerinin önceden belirlenerek belirlenen hata düzeyi oranında tahminler üretmesi, kapasite tahmin modelinin güvenilirlik düzeyinin kullanıcı tarafından belirlenmesi açısından fayda sağlayacağı açıktır. Daha sonraki bir çalışma olarak KAPTAM'ın belirtilen şekilde kullanıcının rahat ve etkin kullanabileceği ara yüze sahip bir paket program haline getirilmesi amaçlanmaktadır.

KAYNAKLAR

[1] Armstrong, J. S., "The forecasting dictionary", Full text at http://www-marketing. Wharton.upenn.edu/forecast/dictionary.pdf (2000).

[2] Ayers, R., "Technological forecasting and long-range planning", ***McGraw-Hill Book Company,*** New York, 5-19 (1969).

[3] Montgomery, D. C., Johnson, L. A., Gardiner, J. S., "Forecasting & time series analysis", ***McGraw-Hill, Inc.,*** 2nd edition, 1-25, (1990).

[4] Bayazıt, M., "İnşaat mühendisliğinde olasılık yöntemleri", İstanbul Teknik Üniversitesi, ***İnşaat Fakültesi Matbaası,*** 168,169 (1996).

[5] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., "Time Series Analysis Forecasting and Control", ***Holden-Day,*** San Francisco, 1, 3-5, 10-55, (1976).

[6] Zadeh, L. A., "Fuzzy sets", ***Information and Control,*** 8: 338-353, (1965).

[7] Refenes, A. P., "Neural networks in the capital markets", ***John Wiley & Sons, Inc.,*** 1-10, (1995).

[8] Smith, M., "Neural networks for statistical modelling", ***Van Nostrand Reinhold,*** New York, 1-10, (1993).

[9] Deboeck, G. J., "Trading on the edge: neural, genetic and fuzzy sysytems for chaotic financial markets", ***John Wiley & Sons, Inc.,*** 7-10, (1994).

[10] Sudopak, "Kabotaj Taşımacığı Saha Etüdü", ***T.C. Başbakanlık Denizcilik Müsteşarlığı,*** 1-3, (2006).

[11] Grenon, M., Batisse, M., ”Birleşmiş Milletler Çevre Programı Akdeniz Eylem Planı Mavi Plan Akdeniz Havzasının Geleceği, ***T.C. Çevre Bakanlığı, PNUE-CAR/PB,*** 1-12, (1998).

[12] Tayfur, G., Ozdemir, S., Singh, V.P., “Fuzzy logic algorithm for runoff-induced sediment transport from bare soil surfaces”, ***Advances in Water Resources,*** 26 (12):1249-1256 (2003).

[13] Kisi, O., Karahan, M.E., Şen, Z., “River suspended sediment modelling using a fuzzy logic approach”, ***Hydrological Processes,*** 20 (20): 4351-4362 (2006).

[14] Doğan, E., Işık, S., Şaşal, M., “A prediction of suspended sediment load by using ANN and FL models”, YA/EM XXV. National Congress, ***Koc University,*** 25-31, (2005).

[15] Kişi, Ö., Karahan, M.E., Şen, Z., “Nehirdeki askı maddesi miktarının bulanık mantık ile modellenmesi”, ***İTÜ Dergisi,*** 2 (3): 43-54 (2003).

[16] Fırat, M., Güngör, M., “Askı madde konsantrasyonu ve miktarının yapay sinir ağları ile belirlenmesi”, ***İMO Teknik Dergi,*** Yazı: 219 3267-3282 (2004).

[17] Altunkaynak, A., “Forecasting surface water level fluctuations of lake Van by artificial neural networks”, ***Water Resour. Management,*** 21 (2): 399-408 (2007).

[18] Chau, K.W., “Particle swarm optimization training algorithm for ANNs in stage prediction of Shing Mun River”, ***Journal of Hydrology,*** 329 (3-4): 363-367 (2006).

[19] Chau, K.W., “A split-step particle swarm optimization algorithm in river stage forecasting”, ***Journal of Hydrology,*** 346 (3-4): 131-135 (2007).

[20] Aqil, M., Kıta, I., Yano, A., Nishiyama, S., "A Takagi-Sugeno fuzzy system fort he prediction river stage Dynamics", ***JARQ,*** 40 (4): 369-378 (2006).

[21] Lohani, A.K., Goel, N.K., Bhatia, K.K.S., "Takagi-Sugeno fuzzy inference system for modelling stage-discharge relationship", ***Journal of Hydrology,*** 331 (1-2): 146-160 (2006).

[22] Chang, F.J., Chang, Y.T., "Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir", ***Advances in Water Resources,*** 29 (1): 1-10 (2006).

[23] See, L., Opensaw, S., "A hybrid multi-model approach to river level forecasting", ***Hydrological Sciences,*** 45 (4): 523-536 (2000).

[24] Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Ramasastri, K.S., "Fuzzy computing based rainfall-runoff model for real time flood forecasting", ***Hydrological Processes,*** 19 (4): 955-968 (2005).

[25] Şen, Z., Altunkaynak, A., "A comparative fuzzy logic approach to runoff coefficient and runoff estimation", ***Hydrological Processes,*** 20 (9): 1993-2009 (2006).

[26] Chen, S.H., Lin, Y.H., Chang, L.C., Chang, F.J., "The strategy of building a flood forecast model by neuro-fuzzy network", ***Hydrological Processes,*** 20 (7): 1525-1540 (2006).

[27] Mahabir, C., Hicks, F.E., Fayek, A.R., "Application of fuzzy logic to forecast seasonal runoff", ***Hydrological Processes,*** 17 (18): 3749-3762 (2003).

[28] İnternet: Keskin, M.E., Taylan, E.D., Yılmaz, A.G., "Flow prediction model with fuzzy logic approaches: Dim Stream", International Congress on River Basin Management,http://www.dsi.gov.tr/english/congress2007/chapter_4/107.pdf , (2008).

[29] Jacquin, A.P., Shamseldin, A.Y., "Development of rainfall-runoff models using Takagi-Sugeno fuzzy inference systems***", Journal of Hydrology,*** 329 (1-2): 154-173 (2006).

[30] Nayak, P.C., Sudheer, K.P., "Fuzzy model identification based on cluster estimation for reservoir inflow forecasting", ***Hydrological Processes,*** 22 (6): 827-841 (2008).

[31] Xiong, L., Shamseldin, A.Y., O'Connor, K.M., "A non-linear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first-order Takagi-Sugeno fuzzy system", ***Journal of Hydrology,*** 245 (1-4): 196-217 (2001).

[32] Vernieuwe, H., Georgieva, O., Baets, B.D., Pauwels, V.R.N., Verhoest, N.E.C., Troch, F.P.D., "Comparison of data-driven Takagi-Sugeno models of rainfall-discharge Dynamics", ***Journal of Hydrology,*** 302 (1-4): 173-186 (2005).

[33] Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Rangan, D.M., Ramasastri, K.S., "A neuro-fuzzy computing technique for modelling hydrological time series", ***Journal of Hydrology,*** 291 (1-2): 52-66 (2004).

[34] Balas, C.E., Koc, L., Balas, L., "Predictions of missing wave data by recurrent neuronets", ***Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering,*** 130 (5): 256-265 (2004).

[35] Londhe, S.N., Deo, M.C., "Wave tranquility studies using neural networks", ***Marine Structures,*** 16 (6): 419-436 (2003).

[36] Mase, H., Kitano, T., "Prediction model for occurance of impact wave force", ***Ocean Engineering,*** 26 (10): 949-961 (1999).

[37] Deo, M.C., Jagdale, S.S., "Prediction of breaking waves with neural networks", ***Ocean Engineering,*** 30 (9): 1163-1178 (2003).

[38] Agrawal, J.D., Deo, M.C., "On-line wave prediction", ***Marine Structures,*** 15 (1): 57-74 (2002).

[39] Deo, M.C., Jha, A., Chaphekar, A.S., Ravikant, K., "Neural networks for wave forecasting", ***Ocean Engineering,*** 28 (7): 889-898 (2001).

[40] Deo, M.C., Kumar, N.K., "Interpolation of wave heights", ***Ocean Engineering,*** 27 (9): 907-919 (2000).

[41] Deo, M.C., Chaudhari, G., "Tide prediction using neural networks", ***Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering,*** 13 (X): 113-120 (1998).

[42] Deo, M.C., Naidu, C.S., "Real time wave forecasting using neural networks", ***Ocean Engineering,*** 26 (3): 191-203 (1999).

[43] Tsai, C.P., Lin, C., Shen, J.N., "Neural network for wave forecasting among multi-stations", ***Ocean Engineering,*** 29 (13): 1683-1695 (2002).

[44] Huang, W., Murray, C., Kraus, N., Rosati, J., "Development of a regional neural network for coastal water level predictions", ***Ocean Engineering,*** 30 (17): 2275-2295 (2003).

[45] Kazeminezhad, M.H., Etemad-Shahidi, A., Mousavi, S.J., "Application of fuzzy inference system in the prediction of wave parameters", ***Ocean Engineering,*** 32 (14-15): 1709-1725 (2005).

[46] Altunkaynak, A., Özger, M., "Temporal significant wave height estimation from wind speed by perceptron Kalman filtering", ***Ocean Engineering,*** 31 (10): 1245-1255 (2004).

[47] Özger, M., Şen, Z., "Prediction of wave parameters by using fuzzy logic approach", ***Ocean Engineering,*** 34 (3-4): 460-469 (2007).

[48] Deo, M.C., Rao, V.V., Sakar, A., "Neural Networks for wave height interpolation", ***Microcomputers in Civil Engineering,*** 12 (3): 217-225 (1997).

[49] Browne, M., Castelle, B., Strauss, D., Tomlinson, R., Blumenstein, M., Lane, C., "Near-shore swell estimation from a global wind-wave model: spectral process, linear, and artificial neural network models", ***Coastal Engineering,*** 54 (5): 445-460 (2007).

[50] Zamani, A., Solomatine, D., Azimian, A., Heemink, A., "Learning from data for wind-wave forecasting", ***Ocean Engineering,*** 35 (10): 953-962 (2008).

[51] More, A., Deo, M.C., "Forecasting wind with neural networks", ***Marine Structures,*** 16 (1): 35-49 (2003).

[52] Bakhtyar, R., Bakhtiary, A.Y., Ghaheri, A., "Application of neuro-fuzzy approach in prediction of runup in swash zone", ***Applied Ocean Research,*** 30 (1): 17-27 (2008).

[53] Mahjoobi, J., Mosabbeb, E.A., "Prediction of significant wave height using regressive support vector machines", ***Ocean Engineering,*** 36 (5): 339-347 (2009).

[54] Mahjoobi, J., Etemad-Shahidi, A., Kazeminezhad, M.H., "Hindcasting of wave parameters using different soft computing methods", ***Applied Ocean Research,*** 30 (1): 28-36 (2008).

[55] Özger, M., "Neuro-fuzzy approach for the spatial estimation of ocean wave characteristics", ***Advances in Engineering Software,*** 40 (9): 759-765 (2009).

[56] Chen, B.F., Wang, H.D., Chu, C.C., "Wavelet and artificial neural network analyses of tide forecasting and supplement of tides around Taiwan and South China Sea", ***Ocean Engineering,*** 34 (16): 2161-2175 (2007).

[57] Tsai, C.P., Lee, T.L., "Back-propagation neural network in tidal-level forecasting", ***Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering,*** 125 (4): 195-202 (1999).

[58] Günaydın, K., "The estimation of monthly mean significant wave heights by using artificial neural network and regression methods", ***Ocean Engineering,*** 35 (14-15): 1406-1415 (2008).

[59] Makarynskyy, O., Pires-Silva, A.A., Makarynska, D., Ventura-Soares, C., "Artificial neural networks in wave predictions at the west coast of Portugal", ***Computers & Geosciences,*** 31 (4): 415-424 (2005).

[60] Park, C.S., Noh, Y.D., "A port simulation model for bulk cargo operations", ***Simulation,*** 48(6): 236-246 (1987).

[61] Schott, D.L., Lodewijks, G., "Analysis of dry bulk terminals: chances for exploration", ***Part. Part. Syst. Charact.,*** 24(4-5): 375-380 (2007).

[62] Sii, H.S., Wang, J., Ruxton, T., "Use of fuzzy logic approaches to safety assessment in maritime engineering applications", Proceedings of the Institute of Marine Engineering Science and Technology Part A, ***Journal of Marine Engineering and Technology,*** 5: 45-58 (2004).

[63] Soriguera, F., Robuste, F., Juanola, R., Lopez-Pita, A., "Optimization of handling equipment in the container terminal of the port of Barcelona, Spain", ***Inland Waterways, Ports, and Shipping Transportation Research Record,*** 1963: 44-51 (2006).

[64] Murty, K.G., Wan, Y.W., Liu, J.Y., Tseng, M.M., Leung, E., Lai, K.K., Chiu, H.W.C., "Hongkong International Terminals gains elastic capacity using a data-intensive decision-support system", ***Interfaces,*** 35 (1): 61-75 (2005).

[65] Demirci, E., "Simulation modelling and analysis of a port investment", ***Simulation-Transactions of the Society for Modeling and Simulation International,*** 79 (2): 94-105 (2003).

[66] Allahviranloo, M., Afandizadeh, S., "Investment optimization on port's development by fuzzy integer programming", ***European Journal of Operation Research,*** 186(1): 423-434 (2008).

[67] Jagerman, D., Atlıok, T., "Vessel arrival process and queueing in marine ports handling bulk materials", ***Queueing Systems,*** 45(3): 223-243 (2003).

[68] Russel, S., Norwig, P., "Artificial intelligence: a modern approach", ***Prentice Hall International Editions,*** Singapore, 3-31 (1995).

[69] İnternet: Yardımcı, A., "Bulanık mantık", Akdeniz Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksek Okulu, Endüstriyel Otomasyon Bölümü, http://www.akdeniz.edu.tr/teknik/htm/bio/bio.htm (2005).

[70] Zadeh, L.A., "Fuzzy sets", ***Information and Control,*** 8: 338-353 (1965).

[71] Klir, G.J., Yuan, B., "Fuzzy sets and fuzzy logic", ***Prentice Hall,*** USA, 1-30, (1995).

[72] Fodor, J., Roubens, M., "Fuzzy preference modeling and multicriteria decision support, ***Kluwer Academic Publishers,*** Boston, (1994).

[73] Yen, J., Langari, R., "Fuzzy logic: intelligence, control, and information, ***Prentice Hall,*** 5-32, (1999).

[74] Fiordaliso, A., "A nonlinear forecasts combination method based on Takagi-Sugeno fuzzy system", ***International Journal of Forecasting,*** 14: 367-379 (1998).

[75] Palit, A.K., Popovic, D., "Fuzzy logic based automatic rule generation and forecasting of time series. ***IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings,*** (1999).

[76] Zadeh, L.A., "Quantitative fuzzy semantics", ***Information Science,*** 3: 159-176 (1971).

[77] Zadeh, L.A., "The concepts of a linguistic variables and its application to approximate reasoning", ***Part 1, 2, 3. Information Sciences,*** 8: 199-249, 8: 301-357, 9: 43-80 (1975).

[78] Şen, Z., "Mühendislikte bulanık (fuzzy) mantık ile modelleme prensipleri", ***Su Vakfı Yayınları,*** 14-22 (2004).

[79] Koç, L., "Taş dolgu dalgakıranların yapay sinir ağları, bulanık mantık sistemleri ve genetic algoritma ile ön tasarım ve güvenirlik analizi", Doktora Tezi, ***Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,*** Ankara, 11-17 (2002).

[80] Elmas, Ç., "Bulanık mantık denetleyiciler", ***Seçkin Yayıncılık,*** 23, 24 (2003).

[81] Öztemel, E., "Yapay sinir ağları", ***Papatya Yayıncılık,*** 25, 26 (2003).

[82] Svozil, D., Kvasnicka, V., Pospichal, J., "Introduction to Multilayer Feed Forward Neural Net", ***Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,*** 39: 43-62 (1997).

[83] Nie, J., Linkens, D., "Fuzzy-neural control: principles, algorithm and applications", ***Prentice Hall,*** 1-10 (1995).

[84] Jain, L.C., Martin, N.M., "Fusion of neural networks, fuzzy sets, and genetic algorithms: industrial applications", ***CRC Press,*** 23-33 (1999).

[85] Deboeck, G.J., "Trading on the edge: neural, genetic, and fuzzy systems for chaotic financial markets", ***John Wiley & Sons Inc.,*** 10-20 (1994).

[86] Li, X., Ang, C., Gray, R., "An intelligent business forecaster for strategic business planning", ***Journal of Forecasting,*** 18(3): 181-204 (1999).

[87] Özçalık, H.R., Uygur, A.F., "Dinamik Sistemlerin Uyumlu Sinirsel-Bulanık Ağ Yapısına Dayalı Etkin Modellenmesi", ***KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi,*** 6(1): 36-46, (2003).

[88] Tsoukalas, L.H., Uhrig, R.E., "Fuzzy and neural approaches in engineering", ***John Wiley & Sons Inc.,*** 25-50 (1996).

[89] Pena, D., Box, G. E. P., " Identifying a simplifying structure in time-series", ***Journal of The American Statistical Association,*** 82 (399): 836-843 (1987).

[90] Chalfield, C., "The analysis of time series an introduction", ***Chapman and Hall,*** 1-55 (1980).

[91] Biçen, C., "Box-Jenkins zaman serisi analiz yöntemi ile ileri beslemeli yapay sinir ağları tahminlerinin karşılaştırılması", Yüksek Lisans Tezi, ***Hacettepe Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü,*** 6-8 (2006).

[92] Hamburg, M., "Statistical analysis for decision making", ***Harcout Brace & World Inc.,*** 542-544 (1970).

[93] Özmen, A., "Zaman serisi analizinde Box-Jenkins yöntemi ve banka mevduat tahmininde uygulama denemesi", Doktora Tezi, ***Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü,*** 76-80 (1986).

[94] Tecim, V., "Zaman serisi analizlerinde sermaye piyasası uygulamaları", Yüksek Lisans Tezi, ***Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü,*** 55-105 (1990).

[95] Kantz, H., Schreiber, T., "Nonlinear time series analysis", ***Cambridge University Pres,*** 2nd Edition, 107-108 (2004).

[96] Montgomery, D.C., Johnson, L.A., Gardiner, J.S., "Forecasting and time series analysis", ***McGraw-Hill Inc.,*** 2nd Edition, 61-79 (1990).

[97] Hamilton, J.D., "Time series analysis", ***Princeton University Press,*** 53-60 (1994).

[98] Brockwell, P.J., Davis, R.A., "Introduction to time series and forecasting", ***Springer,*** 2nd Edition, 179-219 (2002).

[99] İnternet: Türkiye Cumhuriyeti Devlet Demiryolları "Liman Bilgileri" http://www.tcdd.gov.tr (2005).

[100] İnternet: Mersin Uluslararası Liman İşletmeciliği "Liman Özellikleri" http://www.mersinport.com.tr/01limano.htm (2009).

[101] Çalık, İ., "Yapay sinir ağları ve Monte Carlo benzeşimi ile Mersin Limanının yük trafiği ve gelir tahmini", Yüksek Lians Tezi, ***Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,*** 15-19 (2005).

[102] İnternet: TC Başbakanlık Denizcilik Müsteşarlığı "Türkiye Liman ve İskele Bilgileri" http://www.denizcilik.gov.tr/tr/limanlar/limaniskele.asp (2005).

[103] ***Ulaştırma Bakanlığı, Demiryollar, Limanlar ve Hava Meydanları İnşaat Genel Müdürlüğü,*** "Kıyı Yapıları Envanteri" No: 550 (2005).

[104] Technical Standards and Commentaries for Port and Harbour Facilities in Japan, ***The Overseas Coastal Area Development Institutu of Japan,*** 12-15 (2002).

[105] ***T.C. Ulaştırma Bakanlığı, Demiryollar, Limanlar, Havameydanları İnşaatı Genel Müdürlüğü,*** Kıyı Yapıları veLimanlar Planlama ve Tasarım Teknik Esasları 99,100 (2007).

[106] İnternet: Memos, C.D., "Port planning", National Technical University of Athens http://media.wiley.com/product_data/excerpt/40/04714127/0471412740.pdf (2009).

EKLER

EK-1. Neurofuzzy model sonuçları

Çizelge 1.1. Neurofuzzy model sonuçları

Model	Öğrenme			Test		
	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2
$H^{NF}_{(t-5,t-3,t-1)}$	0,0162	0,0099	0,9646	0,0489	0,0320	0,7826

EK-2. Zaman serisi model sonuçları

Çizelge 2.1. Zaman serisi model sonuçları

	Yükleme			Boşaltma		
Model	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2
ARIMA (3 2 0)	0,1246	0,0909	0,6841	0,1549	0,1179	0,7311
ARIMA (4 2 0)	0,1203	0,0907	0,6930	0,1353	0,0991	0,7782
ARIMA (5 2 0)	0,1151	0,0876	0,7140	0,1292	0,0992	0,7952

EK-3. Yükleme miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Yükleme miktarı için geliştirilen beş modelin güvenilirlik limitleri aşağıda sunulmuştur.

Çizelge 3.1. t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	5,964	15,028	-9,063	20,992	5,964	18,037	-12,073	24,001	5,964	24,136	-18,172	30,100
	b	0,190	0,263	-0,072	0,453	0,190	0,315	-0,125	0,506	0,190	0,422	-0,231	0,612
	c	0,695	0,261	0,434	0,956	0,695	0,314	0,381	1,009	0,695	0,420	0,275	1,115
Mod2	**a**	68,272	239,483	-171,210	307,755	68,272	287,439	-219,167	355,711	68,272	384,631	-316,359	452,904
	b	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000
	c	0,713	0,243	0,470	0,955	0,713	0,291	0,421	1,004	0,713	0,390	0,323	1,102
Mod 3	**a**	-8,955E+06	1,339E+07	-2,234E+07	4,431E+06	-8,955E+06	1,607E+07	-2,502E+07	7,111E+06	-8,955E+06	2,150E+07	-3,045E+07	1,254E+07
	b	6,707E+05	9,449E+05	-2,741E+05	1,616E+06	6,707E+05	1,134E+06	-4,634E+05	1,805E+06	6,707E+05	1,518E+06	-8,468E+05	2,188E+06
	c	7,345E-01	2,662E-01	4,683E-01	1,001E+00	7,345E-01	3,196E-01	4,150E-01	1,054E+00	7,345E-01	4,276E-01	3,069E-01	1,162E+00

EK-3. (Devam) Yükleme miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 3.2. t-3, t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,039	0,284	-0,245	0,323	0,039	0,341	-0,302	0,379	0,039	0,456	-0,418	0,495
	b	0,214	0,331	-0,118	0,545	0,214	0,398	-0,184	0,612	0,214	0,533	-0,319	0,747
	c	0,709	0,273	0,436	0,982	0,709	0,328	0,381	1,037	0,709	0,439	0,270	1,148
	d	283215	677461	-394245	960676	283215	813435	-530220	1096650	283215	1089522	-806307	1372738
Mod2	**a**	0,065	0,275	-0,210	0,340	0,065	0,330	-0,265	0,395	0,065	0,442	-0,377	0,507
	b	0,233	0,326	-0,093	0,559	0,233	0,391	-0,159	0,624	0,233	0,524	-0,291	0,757
	c	0,731	0,266	0,466	0,997	0,731	0,319	0,412	1,050	0,731	0,427	0,304	1,158
Mod 3	**a**	4,991E-09	6,523E-08	-6,024E-08	7,022E-08	4,991E-09	7,833E-08	-7,333E-08	8,332E-08	4,991E-09	1,049E-07	-9,992E-08	1,099E-07
	b	6,398E-08	7,729E-08	-1,331E-08	1,413E-07	6,398E-08	9,280E-08	-2,882E-08	1,568E-07	6,398E-08	1,243E-07	-6,032E-08	1,883E-07
	c	1,514E-07	6,191E-08	8,945E-08	2,133E-07	1,514E-07	7,434E-08	7,702E-08	2,257E-07	1,514E-07	9,957E-08	5,179E-08	2,509E-07
	d	1,431E+01	2,136E-01	1,409E+01	1,452E+01	1,431E+01	2,564E-01	1,405E+01	1,456E+01	1,431E+01	3,435E-01	1,396E+01	1,465E+01

EK-3. (Devam) Yükleme miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 3.3. t-4, t-3, t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,011	0,290	-0,279	0,302	0,011	0,349	-0,337	0,360	0,011	0,468	-0,456	0,479
	b	0,009	0,343	-0,334	0,352	0,009	0,412	-0,404	0,421	0,009	0,553	-0,544	0,562
	c	0,200	0,343	-0,143	0,543	0,200	0,412	-0,212	0,612	0,200	0,553	-0,353	0,753
	d	0,729	0,282	0,446	1,011	0,729	0,339	0,390	1,068	0,729	0,455	0,274	1,183
	e	343900	719458	-375558	1063358	343900	864262	-520362	1208162	343900	1158898	-814997	1502798
Mod2	**a**	0,038	0,283	-0,245	0,321	0,038	0,340	-0,302	0,378	0,038	0,456	-0,418	0,494
	b	0,027	0,339	-0,313	0,366	0,027	0,408	-0,381	0,434	0,027	0,546	-0,520	0,573
	c	0,219	0,339	-0,120	0,558	0,219	0,407	-0,188	0,626	0,219	0,546	-0,327	0,764
	d	0,749	0,278	0,471	1,026	0,749	0,334	0,415	1,082	0,749	0,447	0,302	1,195
Mod 3	**a**	2,674E-08	6,520E-08	-3,847E-08	9,194E-08	2,674E-08	7,833E-08	-5,159E-08	1,051E-07	2,674E-08	1,050E-07	-7,829E-08	1,318E-07
	b	-1,177E-08	7,522E-08	-8,698E-08	6,345E-08	-1,177E-08	9,035E-08	-1,021E-07	7,859E-08	-1,177E-08	1,212E-07	-1,329E-07	1,094E-07
	c	5,802E-08	7,887E-08	-2,086E-08	1,369E-07	5,802E-08	9,475E-08	-3,673E-08	1,528E-07	5,802E-08	1,270E-07	-6,903E-08	1,851E-07
	d	1,517E-07	6,234E-08	8,938E-08	2,141E-07	1,517E-07	7,489E-08	7,683E-08	2,266E-07	1,517E-07	1,004E-07	5,130E-08	2,521E-07
	e	1,430E+01	2,334E-01	1,406E+01	1,453E+01	1,430E+01	2,803E-01	1,402E+01	1,458E+01	1,430E+01	3,759E-01	1,392E+01	1,467E+01

EK-3. (Devam) Yükleme miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 3.4. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,210	0,297	-0,087	0,507	0,210	0,357	-0,147	0,567	0,210	0,479	-0,269	0,689
	b	-0,124	0,346	-0,471	0,222	-0,124	0,416	-0,541	0,292	-0,124	0,559	-0,683	0,435
	c	-0,032	0,351	-0,383	0,319	-0,032	0,421	-0,453	0,389	-0,032	0,566	-0,598	0,534
	d	0,202	0,353	-0,152	0,555	0,202	0,425	-0,223	0,626	0,202	0,570	-0,368	0,772
	e	0,714	0,287	0,427	1,001	0,714	0,345	0,369	1,059	0,714	0,463	0,251	1,177
	f	297185	750071	-452886	1047256	297185	901469	-604284	1198654	297185	1210298	-913113	1507483
Mod 2	**a**	0,227	0,291	-0,064	0,518	0,227	0,350	-0,123	0,577	0,227	0,470	-0,243	0,697
	b	-0,109	0,341	-0,450	0,232	-0,109	0,410	-0,519	0,301	-0,109	0,550	-0,659	0,441
	c	-0,019	0,346	-0,365	0,327	-0,019	0,416	-0,435	0,397	-0,019	0,558	-0,577	0,539
	d	0,210	0,350	-0,140	0,560	0,210	0,420	-0,210	0,630	0,210	0,564	-0,354	0,774
	e	0,733	0,281	0,452	1,013	0,733	0,337	0,395	1,070	0,733	0,453	0,280	1,185
Mod 3	**a**	5,926E-08	6,082E-08	-1,567E-09	1,201E-07	5,926E-08	7,310E-08	-1,384E-08	1,324E-07	5,926E-08	9,815E-08	-3,889E-08	1,574E-07
	b	-8,184E-09	7,339E-08	-8,157E-08	6,520E-08	-8,184E-09	8,820E-08	-9,638E-08	8,002E-08	-8,184E-09	1,184E-07	-1,266E-07	1,102E-07
	C	-9,367E-09	7,439E-08	-8,376E-08	6,502E-08	-9,367E-09	8,941E-08	-9,877E-08	8,004E-08	-9,367E-09	1,200E-07	-1,294E-07	1,107E-07
	d	4,819E-08	7,819E-08	-2,999E-08	1,264E-07	4,819E-08	9,397E-08	-4,578E-08	1,422E-07	4,819E-08	1,262E-07	-7,797E-08	1,744E-07
	e	1,467E-07	6,320E-08	8,346E-08	2,099E-07	1,467E-07	7,596E-08	7,070E-08	2,226E-07	1,467E-07	1,020E-07	4,468E-08	2,486E-07
	f	1,426E+01	2,434E-01	1,402E+01	1,450E+01	1,426E+01	2,925E-01	1,397E+01	1,455E+01	1,426E+01	3,927E-01	1,387E+01	1,465E+01

EK-3. (Devam) Yükleme miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 3.5. t-5, t-3, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,173	0,249	-0,076	0,422	0,173	0,299	-0,126	0,472	0,173	0,401	-0,228	0,574
	b	-0,003	0,295	-0,297	0,292	-0,003	0,354	-0,357	0,351	-0,003	0,475	-0,477	0,472
	c	0,800	0,233	0,567	1,033	0,800	0,280	0,520	1,080	0,800	0,376	0,425	1,176
	d	296571	733386	-436814	1029957	296571	880993	-584421	1177564	296571	1181332	-884761	1477903
Mod2	**a**	0,198	0,239	-0,041	0,437	0,198	0,287	-0,089	0,485	0,198	0,384	-0,186	0,583
	b	0,020	0,287	-0,267	0,307	0,020	0,345	-0,324	0,365	0,020	0,462	-0,442	0,482
	c	0,824	0,224	0,600	1,048	0,824	0,269	0,555	1,093	0,824	0,360	0,464	1,184
Mod 3	**a**	6,091E-08	5,253E-08	8,374E-09	1,134E-07	6,091E-08	6,310E-08	-2,199E-09	1,240E-07	6,091E-08	8,462E-08	-2,371E-08	1,455E-07
	b	3,357E-09	6,049E-08	-5,713E-08	6,385E-08	3,357E-09	7,267E-08	-6,931E-08	7,602E-08	3,357E-09	9,744E-08	-9,408E-08	1,008E-07
	c	1,695E-07	5,026E-08	1,193E-07	2,198E-07	1,695E-07	6,037E-08	1,091E-07	2,299E-07	1,695E-07	8,096E-08	8,857E-08	2,505E-07
	d	1,427E+01	2,317E-01	1,404E+01	1,450E+01	1,427E+01	2,783E-01	1,399E+01	1,455E+01	1,427E+01	3,732E-01	1,390E+01	1,464E+01

EK-4. Boşaltma miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Boşaltma miktarı için geliştirilen beş modelin güvenilirlik limitleri aşağıda sunulmuştur.

Çizelge 4.1. t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	9,783	23,517	-13,734	33,300	9,783	28,226	-18,443	38,009	9,783	37,771	-27,988	47,554
	b	0,074	0,254	-0,180	0,328	0,074	0,305	-0,231	0,379	0,074	0,409	-0,335	0,483
	c	0,782	0,262	0,520	1,044	0,782	0,315	0,468	1,097	0,782	0,421	0,361	1,203
Mod2	**a**	26,705	96,113	-69,408	122,818	26,705	115,359	-88,654	142,064	26,705	154,366	-127,661	181,071
	b	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000
	c	0,787	0,241	0,546	1,029	0,787	0,290	0,498	1,077	0,787	0,388	0,400	1,175
Mod 3	**a**	-5,987E+06	1,903E+07	-2,502E+07	1,304E+07	-5,987E+06	2,284E+07	-2,883E+07	1,685E+07	-5,987E+06	3,056E+07	-3,655E+07	2,457E+07
	b	4,735E+05	1,308E+06	-8,349E+05	1,782E+06	4,735E+05	1,570E+06	-1,097E+06	2,044E+06	4,735E+05	2,101E+06	-1,628E+06	2,575E+06
	c	7,997E-01	2,589E-01	5,409E-01	1,059E+00	7,997E-01	3,107E-01	4,890E-01	1,110E+00	7,997E-01	4,157E-01	3,840E-01	1,215E+00

EK-4. (Devam) Boşaltma miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 4.2. t-3, t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,382	0,268	0,114	0,650	0,382	0,322	0,061	0,704	0,382	0,431	-0,049	0,814
	b	-0,202	0,330	-0,532	0,128	-0,202	0,396	-0,598	0,194	-0,202	0,530	-0,733	0,328
	c	0,763	0,257	0,505	1,020	0,763	0,309	0,454	1,071	0,763	0,414	0,349	1,176
	d	644639	931551	-286912	1576190	644639	1118524	-473885	1763163	644639	1498162	-853523	2142801
Mod2	**a**	0,430	0,260	0,171	0,690	0,430	0,312	0,118	0,743	0,430	0,418	0,013	0,848
	b	-0,196	0,331	-0,526	0,135	-0,196	0,397	-0,593	0,202	-0,196	0,532	-0,727	0,336
	c	0,813	0,248	0,565	1,060	0,813	0,297	0,515	1,110	0,813	0,398	0,415	1,211
Mod 3	**a**	6,413E-08	3,593E-08	2,820E-08	1,001E-07	6,413E-08	4,314E-08	2,099E-08	1,073E-07	6,413E-08	5,779E-08	6,347E-09	1,219E-07
	b	-3,549E-08	4,618E-08	-8,167E-08	1,069E-08	-3,549E-08	5,545E-08	-9,094E-08	1,996E-08	-3,549E-08	7,427E-08	-1,098E-07	3,878E-08
	c	1,165E-07	3,448E-08	8,198E-08	1,510E-07	1,165E-07	4,141E-08	7,506E-08	1,579E-07	1,165E-07	5,546E-08	6,101E-08	1,719E-07
	d	1,475E+01	1,654E-01	1,458E+01	1,491E+01	1,475E+01	1,986E-01	1,455E+01	1,495E+01	1,475E+01	2,660E-01	1,448E+01	1,502E+01

EK-4. (Devam) Boşaltma miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 4.3. t-4, t-3, t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,329	0,297	0,032	0,626	0,329	0,357	-0,028	0,686	0,329	0,479	-0,150	0,808
	b	0,161	0,328	-0,167	0,489	0,161	0,394	-0,233	0,555	0,161	0,528	-0,367	0,689
	c	-0,144	0,328	-0,473	0,184	-0,144	0,394	-0,539	0,250	-0,144	0,528	-0,673	0,384
	d	0,659	0,270	0,390	0,929	0,659	0,324	0,335	0,984	0,659	0,435	0,225	1,094
	e	417497	1013464	-595967	1430961	417497	1217442	-799945	1634938	417497	1632480	-1214983	2049977
Mod2	**a**	0,363	0,284	0,079	0,646	0,363	0,341	0,022	0,703	0,363	0,457	-0,094	0,819
	b	0,169	0,325	-0,156	0,494	0,169	0,390	-0,221	0,559	0,169	0,523	-0,353	0,692
	c	-0,140	0,325	-0,466	0,185	-0,140	0,391	-0,531	0,250	-0,140	0,524	-0,664	0,383
	d	0,683	0,262	0,422	0,945	0,683	0,314	0,369	0,997	0,683	0,421	0,262	1,104
Mod 3	**a**	7,323E-08	4,294E-08	3,029E-08	1,162E-07	7,323E-08	5,158E-08	2,165E-08	1,248E-07	7,323E-08	6,916E-08	4,066E-09	1,424E-07
	b	2,315E-08	4,083E-08	-1,768E-08	6,398E-08	2,315E-08	4,905E-08	-2,589E-08	7,220E-08	2,315E-08	6,577E-08	-4,262E-08	8,892E-08
	c	-1,495E-08	4,357E-08	-5,852E-08	2,861E-08	-1,495E-08	5,233E-08	-6,729E-08	3,738E-08	-1,495E-08	7,018E-08	-8,513E-08	5,522E-08
	d	8,843E-08	3,340E-08	5,503E-08	1,218E-07	8,843E-08	4,012E-08	4,831E-08	1,286E-07	8,843E-08	5,380E-08	3,463E-08	1,422E-07
	e	1,464E+01	1,822E-01	1,445E+01	1,482E+01	1,464E+01	2,189E-01	1,442E+01	1,486E+01	1,464E+01	2,936E-01	1,434E+01	1,493E+01

EK-4. (Devam) Boşaltma miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 4.4. t-5, t-4, t-3, t-2, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,059	0,330	-0,271	0,389	0,059	0,397	-0,338	0,456	0,059	0,533	-0,474	0,592
	b	0,315	0,371	-0,056	0,687	0,315	0,446	-0,131	0,762	0,315	0,599	-0,283	0,914
	c	0,150	0,336	-0,186	0,486	0,150	0,404	-0,253	0,554	0,150	0,542	-0,392	0,692
	d	-0,129	0,335	-0,464	0,206	-0,129	0,403	-0,532	0,273	-0,129	0,540	-0,670	0,411
	e	0,654	0,292	0,361	0,946	0,654	0,351	0,303	1,005	0,654	0,471	0,182	1,125
	f	165108	1115953	-950845	1281061	165108	1341203	-1176095	1506311	165108	1800678	-1635571	1965786
Mod 2	**a**	0,064	0,324	-0,260	0,388	0,064	0,390	-0,326	0,453	0,064	0,523	-0,459	0,586
	b	0,326	0,359	-0,033	0,685	0,326	0,431	-0,105	0,757	0,326	0,578	-0,252	0,905
	c	0,152	0,331	-0,179	0,483	0,152	0,398	-0,246	0,550	0,152	0,533	-0,382	0,685
	d	-0,126	0,330	-0,456	0,203	-0,126	0,396	-0,523	0,270	-0,126	0,531	-0,658	0,405
	e	0,662	0,283	0,378	0,945	0,662	0,340	0,321	1,002	0,662	0,457	0,205	1,118
Mod 3	**a**	3,529E-08	4,411E-08	-8,824E-09	7,939E-08	3,529E-08	5,301E-08	-1,773E-08	8,830E-08	3,529E-08	7,117E-08	-3,589E-08	1,065E-07
	b	5,570E-08	4,989E-08	5,811E-09	1,056E-07	5,570E-08	5,996E-08	-4,260E-09	1,157E-07	5,570E-08	8,051E-08	-2,480E-08	1,362E-07
	C	2,704E-08	4,145E-08	-1,441E-08	6,850E-08	2,704E-08	4,982E-08	-2,278E-08	7,686E-08	2,704E-08	6,689E-08	-3,984E-08	9,393E-08
	d	-1,372E-08	4,289E-08	-5,661E-08	2,917E-08	-1,372E-08	5,154E-08	-6,527E-08	3,782E-08	-1,372E-08	6,920E-08	-8,293E-08	5,548E-08
	e	7,780E-08	3,674E-08	4,105E-08	1,145E-07	7,780E-08	4,416E-08	3,364E-08	1,220E-07	7,780E-08	5,929E-08	1,851E-08	1,371E-07
	f	1,458E+01	2,038E-01	1,437E+01	1,478E+01	1,458E+01	2,450E-01	1,433E+01	1,482E+01	1,458E+01	3,289E-01	1,425E+01	1,491E+01

EK-4. (Devam) Boşaltma miktarları için çoklu nonlineer regresyon güvenilirlik analizleri

Çizelge 4.5. t-5, t-3, t-1 gecikmeli modelin güvenilirlik parametreleri

		Güvenilirlik Limitleri											
		Değer	**%90 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%95 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**	**Değer**	**%99 (+/-)**	**Alt Limit**	**Üst Limit**
Mod 1	**a**	0,227	0,274	-0,047	0,501	0,227	0,329	-0,102	0,556	0,227	0,441	-0,214	0,668
	b	0,216	0,227	-0,011	0,443	0,216	0,273	-0,057	0,489	0,216	0,366	-0,150	0,582
	c	0,576	0,241	0,335	0,817	0,576	0,290	0,286	0,865	0,576	0,388	0,187	0,964
	d	332711	1104525	-771814	1437237	332711	1326831	-994119	1659542	332711	1779161	-1446449	2111872
Mod2	**a**	0,248	0,262	-0,014	0,510	0,248	0,315	-0,067	0,562	0,248	0,422	-0,174	0,669
	b	0,232	0,218	0,014	0,450	0,232	0,262	-0,030	0,494	0,232	0,351	-0,119	0,583
	c	0,594	0,230	0,364	0,825	0,594	0,277	0,318	0,871	0,594	0,371	0,223	0,965
Mod 3	**a**	6,132E-08	3,907E-08	2,225E-08	1,004E-07	6,132E-08	4,693E-08	1,439E-08	1,083E-07	6,132E-08	6,293E-08	-1,615E-09	1,243E-07
	b	3,916E-08	2,759E-08	1,157E-08	6,675E-08	3,916E-08	3,315E-08	6,012E-09	7,230E-08	3,916E-08	4,445E-08	-5,288E-09	8,360E-08
	c	7,131E-08	2,925E-08	4,206E-08	1,006E-07	7,131E-08	3,513E-08	3,617E-08	1,064E-07	7,131E-08	4,711E-08	2,420E-08	1,184E-07
	d	1,463E+01	1,980E-01	1,444E+01	1,483E+01	1,463E+01	2,379E-01	1,440E+01	1,487E+01	1,463E+01	3,190E-01	1,432E+01	1,495E+01

EK-5. Çoklu nonlineer regresyon model sonuçları

Çizelge 5.1. Yükleme modellerinin karşılaştırılması

Model	t-2,t-1			t-3,t-2,t-1			t-4,t-3,t-2,t-1			t-5,t-4,t-3,t-2,t-1			t-5, t-3, t-1		
İstatistiksel İndeksler	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2
Mod-1	0,1083	0,0849	0,7221	0,1084	0,0825	0,7271	0,1088	0,0828	0,7259	0,1077	0,0814	0,7324	0,1096	0,0802	0,7233
Mod-2	0,1084	0,0855	0,7219	0,1091	0,0835	0,7269	0,1098	0,0840	0,7253	0,1084	0,0818	0,7320	0,1103	0,0812	0,7229
Mod-3	0,1090	0,0878	0,7187	0,1155	0,0882	0,6910	0,1155	0,0901	0,6920	0,1125	0,0878	0,7086	0,1142	0,0868	0,6997

Çizelge 5.2. Boşaltma modellerinin karşılaştırılması

Model	t-2,t-1			t-3,t-2,t-1			t-4,t-3,t-2,t-1			t-5,t-4,t-3,t-2,t-1			t-5, t-3, t-1		
İstatistiksel İndeksler	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2	NRMSE	NMAE	R^2
Mod-1	0,0959	0,0727	0,7167	0,0891	0,0645	0,7377	0,0859	0,0666	0,7357	0,0859	0,0654	0,7305	0,0751	0,0609	0,7081
Mod-2	0,0959	0,0723	0,7169	0,0907	0,0689	0,7374	0,0865	0,0667	0,7356	0,0858	0,0652	0,7320	0,0751	0,0609	0,7081
Mod-3	0,0960	0,0730	0,7163	0,0902	0,0664	0,7375	0,0812	0,0587	0,7643	0,0802	0,0597	0,7648	0,0721	0,0566	0,7354

EK-6. Mersin Limanı elleçleme tahminleri

Çizelge 6.1. Çoklu nonlineer regresyon tahmin sonuçları

Yıl	t-2, t-1			t-3, t-2, t-1			t-4, t-3, t-2, t-1		
	Mod-1 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-2 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-3 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-1 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-2 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-3 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-1 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-2 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-3 Toplam Elleçleme (ton)
2008	17 314 726	17 548 877	17 309 050	18 251 756	18 885 704	20 622 841	18 926 245	19 471 225	23 223 895
2009	16 858 062	17 370 174	16 717 749	17 741 413	18 871 306	22 935 932	18 769 820	19 719 589	28 857 443
2010	16 423277	17 129 744	16 201 188	17 811 511	19 336 150	27 717 486	18 377 595	19 614 077	37 646 436
2011	16 058 430	16 945 954	15 762 331	18 048 553	20 064 178	41 392 987	18 727 479	20 301 169	69 720 277
2012	15 743 085	16 783 272	15 387 184	18 012 096	20 550 978	-	19 269 251	21 328 107	-
2013	15 471 208	16 648 645	15 065 828	17 962 479	20 999 856	-	19 461 419	22 005 161	-
2014	15 235 805	16 536 523	14 789 919	18 023 153	21 581 737	-	19 440 487	22 396 381	-
2015	15 031 521	16 445 719	14 552 563	18 065 392	22 174 024	-	19 602 432	22 985 107	-
2016	14 853 823	16 373 985	14 348 013	18 066 346	22 732 521	-	19 923 581	23 815 157	-
2017	14 698 935	16 319 766	14 171 460	18 081 725	23 318 772	-	20 173 697	24 606 639	-
2018	14 563 682	16 281 597	14 018 863	18 109 400	23 938 592	-	20 313 217	25 267 576	-
2019	14 445 379	16 258 287	13 886 810	18 127 744	24 565 673	-	20 475 743	25 957 000	-
2020	14 341 746	16 248 834	13 772 414	18 142 004	25 203 986	-	20 710 324	26 765 096	-
2021	14 250 840	16 252 440	13 673 221	18 159 741	25 864 406	-	20 947 876	27 614 081	-
2022	14 171 000	16 268 496	13 587 138	18 177 385	26 543 665	-	21 144 215	28 431 716	-
2023	14 100 797	16 296 576	13 512 379	18 192 695	27 238 692	-	21 332 036	29 252 475	-
2024	14 039 003	16 336 437	13 447 412	18 207 573	27 952 309	-	21 544 322	30 129 588	-
2025	13 984 558	16 388 021	13 390 923	18 222 558	28 686 003	-	21 768 267	31 054 157	-
2026	13 936 544	16 451 461	13 341 782	18 236 821	29 439 107	-	21 981 378	31 992 269	-
2027	13 894 164	16 527 097	13 299 014	18 250 347	30 212 000	-	22 186 735	32 943 506	-
2028	13 856 727	16 615 495	13 261 779	18 263 497	31 005 762	-	22 398 419	33 930 133	-
2029	13 823 631	16 717 474	13 229 350	18 276 234	31 820 906	-	22 617 440	34 958 453	-
2030	13 794 352	16 834 151	13 201 098	18 288 451	32 657 800	-	22 835 527	36 017 278	-

EK-6. (Devam) Mersin Limanı elleçleme tahminleri

Çizelge 6.2. Çoklu nonlineer regresyon tahmin sonuçları

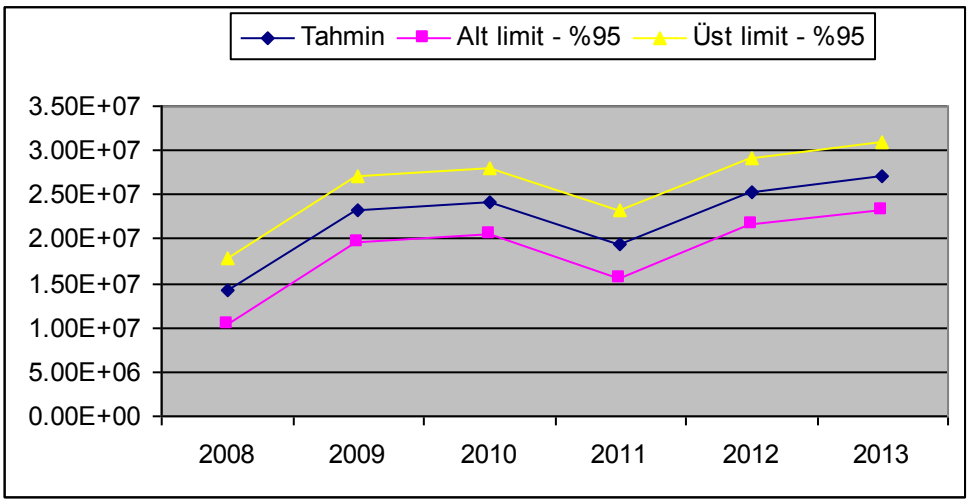
Yıl	t-5, t-4, t-3, t-2, t-1			t-5, t-3, t-1		
	Mod-1 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-2 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-3 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-1 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-2 Toplam Elleçleme (ton)	Mod-3 Toplam Elleçleme (ton)
2008	18 771 674	19 039 583	22 293 848	18 367 498	18 808 279	22 262 490
2009	18 835 615	19 339 532	28 358 207	18 449 160	19 221 637	26 542 818
2010	18 487 017	19 187 384	36 515 049	18 993 036	20 114 463	38 562 840
2011	18 854 818	19 754 955	61 002 610	19 390 616	20 908 980	88 283 703
2012	19 659 314	20 788 888	-	19 738 044	21 669 678	-
2013	20 148 344	21 531 875	-	20 140 179	22 519 630	-
2014	20 401 463	22 018 676	-	20 537 030	23 395 764	-
2015	20 679 858	22 532 274	-	20 928 254	24 295 876	-
2016	21 127 378	23 251 297	-	21 326 849	25 237 952	-
2017	21 622 479	24 046 195	-	21 728 013	26 217 613	-
2018	22 020 081	24 751 272	-	22 131 039	27 234 993	-
2019	22 397 494	25 437 072	-	22 537 303	28 293 582	-
2020	22 827 185	26 189 798	-	22 946 494	29 394 569	-
2021	23 295 780	27 005 655	-	23 358 567	30 539 466	-
2022	23 755 908	27 831 230	-	23 773 715	31 730 279	-
2023	24 195 135	28 648 318	-	24 191 972	32 968 851	-
2024	24 647 145	29 493 209	-	24 613 392	34 257 112	-
2025	25 125 080	30 384 160	-	25 038 054	35 597 126	-
2026	25 614 178	31 307 008	-	25 466 022	36 991 015	-
2027	26 103 184	32 247 892	-	25 897 360	38 440 992	-
2028	26 596 248	33 210 858	-	26 332 137	39 949 367	-
2029	27 102 818	34 207 954	-	26 770 420	41 518 545	-
2030	27 622 874	35 240 901	-	27 212 273	43 151 031	-

EK-7. Mersin Limanı elleçleme tahminleri

Çizelge 7.1. Neurofuzzy tahmin sonuçları

Yıl	Toplam Elleçleme (ton)
2008	14 302 217
2009	23 333 675
2010	24 223 229
2011	19 433 325
2012	25 352 278
2013	27 062 958

EK-8. Neurofuzzy modülü tahmin değerlerinin %95 güvenilirlik için alt ve üst limit değerleri



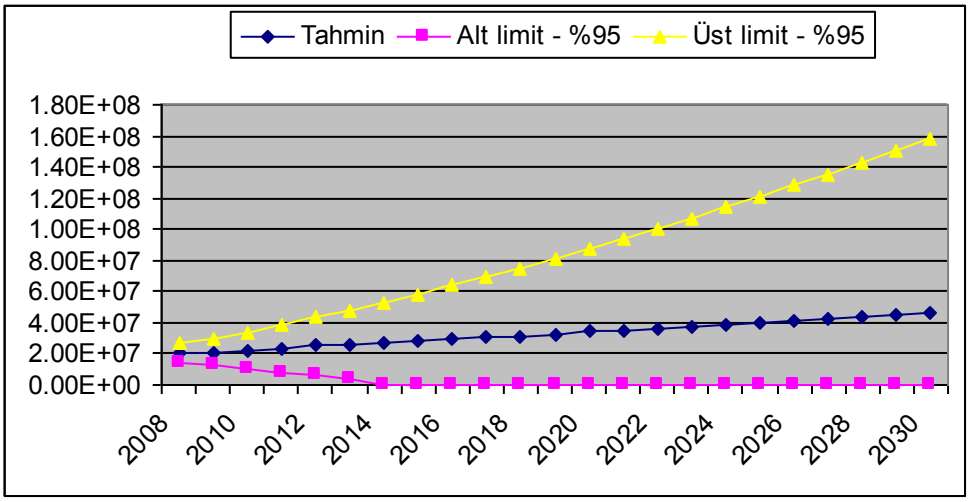
Şekil 8.1. Neurofuzzy tahmin sonuçlarının güvenilirlik limitleri (%95 için)

EK-9. Mersin Limanı elleçleme tahminleri

Çizelge 9.1. Zaman serisi tahmin sonuçları

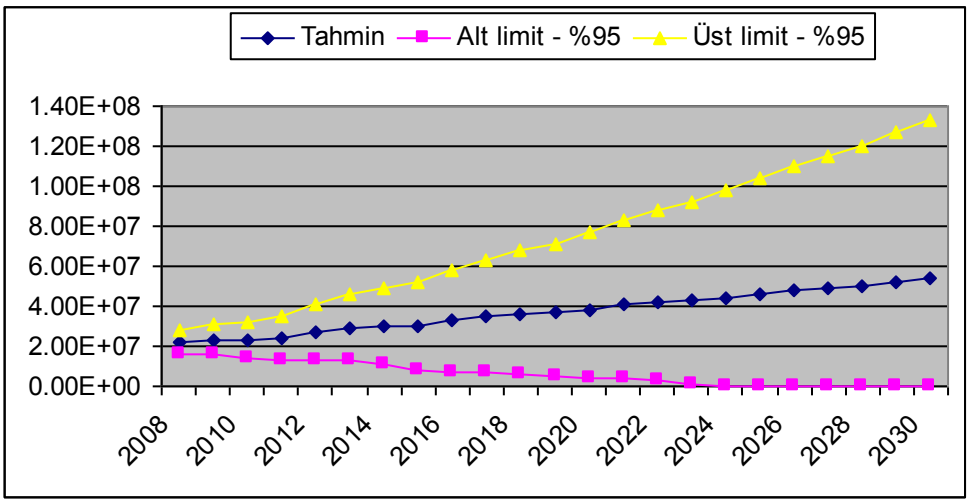
Yıl	ARIMA (3 2 0) Toplam Elleçleme (ton)	ARIMA (4 2 0) Toplam Elleçleme (ton)	ARIMA (5 2 0) Toplam Elleçleme (ton)
2008	20 929 610	21 902 780	20 302 673
2009	21 152 175	23 389 795	22 584 992
2010	21 432 574	22 858 849	22 329 454
2011	23 224 649	24 113 392	22 463 289
2012	25 162 144	27 106 041	24 967 435
2013	25 757 046	29 368 644	27 487 954
2014	26 444 848	29 636 485	28 291 325
2015	28 033 032	30 169 174	28 291 252
2016	29 600 144	32 556 066	29 188 802
2017	30 422 216	35 077 080	31 711 055
2018	31 336 778	36 090 457	33 805 382
2019	32 776 330	36 530 475	34 235 527
2020	34 153 960	38 209 781	34 489 552
2021	35 113 612	40 693 223	36 050 410
2022	36 152 981	42 266 749	38 354 591
2023	37 493 967	42 922 511	39 860 831
2024	38 772 517	44 136 455	40 250 949
2025	39 816 955	46 316 603	40 964 577
2026	40 923 613	48 235 381	42 825 644
2027	42 201 221	49 233 426	44 827 445
2028	43 428 347	50 237 629	45 882 478
2029	44 525 030	52 054 930	46 410 322
2030	45 667 085	54 072 499	47 565 396

EK-10. Zaman serisi modülü tahmin değerlerinin %95 güvenilirlik için alt ve üst limit değerleri



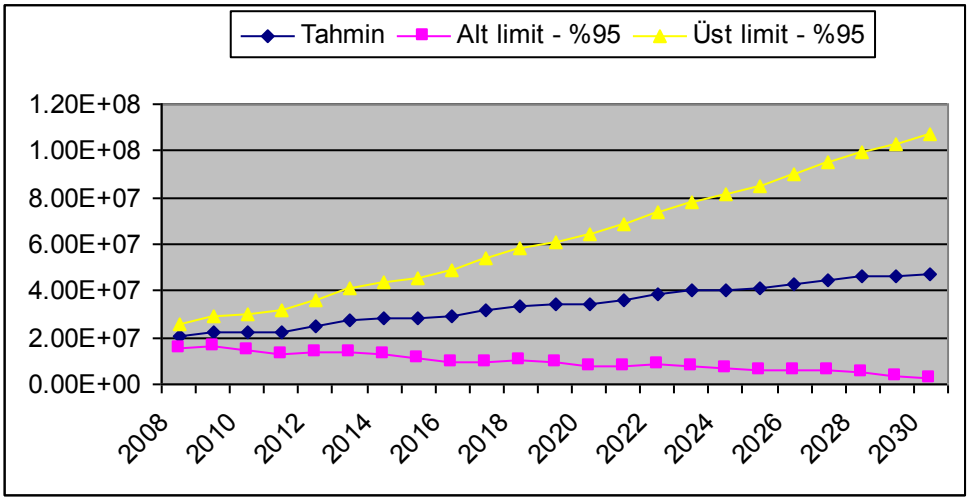
Şekil 10.1. ARIMA (3 2 0) modeli güvenilirlik limitleri (%95 için)

EK-10. (Devam) Zaman serisi modülü tahmin değerlerinin %95 güvenilirlik için alt ve üst limit değerleri



Şekil 10.2. ARIMA (4 2 0) modeli güvenilirlik limitleri (%95 için)

EK-10. (Devam) Zaman serisi modülü tahmin değerlerinin %95 güvenilirlik için alt ve üst limit değerleri



Şekil 10.3. ARIMA (5 2 0) modeli güvenilirlik limitleri (%95 için)

EK-11. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler

Çizelge 11.1. Genel kargo elleçleme kapasitesi

Elleçleme tipi	Rıhtım numarası	Uzunluk (m)	Derinlik (m)	Seçilen gemi boyutu (DWT)	Vinç sayısı	Rıhtım kullanım faktörü	Teorik vinç kapasitesi (ton/saat)	Pratik elleçleme katsayısı	Rıhtıma yanaşma ve ayrılma süresi (saat)	Toplam elleçleme süresi (saat)	Toplam rıhtım işgal süresi (saat)	Yıllık elleçleme (10^6 ton)
Genel kargo	1	150	8,5	9 000	2	%75	150	0,6	4	50,0	54,0	0,7988
Genel kargo	2	137,5	8,5	7 000	2	%75	150	0,6	4	38,9	42,9	0,7822
Genel kargo	3	137,5	8,5	7 000	2	%75	150	0,6	4	38,9	42,9	0,7822
Genel kargo	4	155	9	10 000	2	%75	150	0,6	4	55,6	59,6	0,8047
Genel kargo	5	137,5	8,5	7 000	2	%75	190	0,6	4	30,7	34,7	0,9667
Genel kargo	6	137,5	8,5	7 000	2	%75	190	0,6	4	30,7	34,7	0,9667
Genel kargo	14	275	10	30 000	2	%75	75	0,6	5	333,3	338,3	0,4250
Genel kargo	15	275	13	50 000	2	%75	75	0,6	6	555,6	561,6	0,4267
Genel kargo	16	75	10	5 000	2	%75	85	0,6	4	49,0	53,0	0,4520
Genel kargo	22	100	5	5 000	2	%75	375	0,65	4	10,3	14,3	1,6808
Genel kargo	23	170	9,3	20 000	2	%75	45	0,65	5	341,9	346,9	0,2768
Genel kargo	24	380	6,5	7 000	2	%75	45	0,65	4	119,7	123,7	0,2713
Toplam genel kargo elleçleme miktarı												**8,6339**

EK-12. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler

Çizelge 12.1. Konteyner elleçleme kapasitesi

Elleçleme tipi	Rıhtım numarası	Uzunluk (m)	Derinlik (m)	Gemi boyutu (DWT)	Seçilen gemi boyutu (TEU)	Vinç sayısı	Rıhtım kullanım faktörü	Teorik vinç kapasitesi (TEU/saat)	Pratik elleçleme katsayısı	Rıhtıma yanaşma ve ayrılma süresi (saat)	Toplam elleçleme süresi (saat)	Toplam rıhtım işgal süresi (saat)	Yıllık elleçleme (TEU)	Yıllık elleçleme (10^6 ton)
Konteyner	8	168,75	10	15 000	1 000	2	%75	25	0,65	5	30,8	35,8	133 984	1,3398
Konteyner	9	168,75	10	15 000	1 000	2	%75	25	0,65	5	30,8	35,8	133 984	1,3398
Konteyner	10	168,75	10	15 000	1 000	2	%75	25	0,65	5	30,8	35,8	133 984	1,3398
Konteyner	11	168,75	10	15 000	1 000	2	%75	25	0,65	5	30,8	35,8	133 984	1,3398
Konteyner	12	145	10	10 000	700	2	%75	25	0,65	4	21,5	25,5	131 361	1,3136
Konteyner	13	145	10	10 000	700	2	%75	25	0,65	4	21,5	25,5	131 361	1,3136
Konteyner	17	163,33	12	25 000	1 700	2	%75	25	0,65	5	52,3	57,3	142 167	1,4217
Konteyner	18	163,33	12	25 000	1 700	2	%75	25	0,65	5	52,3	57,3	142 167	1,4217
Konteyner	19	163,33	12	25 000	1 700	2	%75	25	0,65	5	52,3	573	142 167	1,4217
Toplam konteyner elleçleme miktarı														**12,2515**

EK-13. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler

Çizelge13.1. Dökme katı elleçleme kapasitesi

Elleçleme tipi	Rıhtım numarası	Uzunluk (m)	Derinlik (m)	Seçilen gemi boyutu (DWT)	Vinç sayısı	Rıhtım kullanım faktörü	Teorik vinç kapasitesi (ton/saat)	Pratik elleçleme katsayısı	Rıhtıma yanaşma ve ayrılma süresi (saat)	Toplam elleçleme süresi (saat)	Toplam rıhtım işgal süresi (saat)	Yıllık elleçleme (10^6 ton)
Dökme katı	20	126,5	10,5	15 000	2	%70	1 000	0,65	5	11,5	16,5	4,0569
Dökme katı	21	126,5	10,5	15 000	2	%70	525	0,65	5	22,0	27,0	2,4870
Toplam dökme katı elleçleme miktarı												**6,5439**

EK-14. Elleçleme tiplerine göre kapasiteler

Çizelge 14.1. Dökme sıvı elleçleme kapasitesi

Elleçleme tipi	İskele numarası	Uzunluk (m)	Derinlik (m)	Seçilen gemi boyutu (DWT)	Pompa sayısı	İskele kullanım faktörü	Teorik pompa kapasitesi (ton/saat)	Pratik elleçleme katsayısı	İskeleye yanaşma ve ayrılma süresi (saat)	Toplam elleçleme süresi (saat)	Toplam iskele işgal süresi (saat)	Yıllık elleçleme (10^6 ton)
Dökme sıvı	25	250	12,75	70 000	2	%60	700	0,70	6	71,4	57,4	3,4662
Dökme sıvı	26	250	12,75	70 000	2	%60	700	0,50	6	100,0	106,0	2,5319
Dökme sıvı	27	100	6	5 000	2	%60	500	0,70	4	7,1	11,1	1,7204
Toplam dökme sıvı elleçleme miktarı												**7,7184**

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı	: TÜR, Rıfat
Uyruğu	: T.C.
Doğum tarihi ve yeri	: 25/04/1978 - Antalya
Medeni Hali	: Evli
Telefon	: 0 (312) 582 32 52
Faks	: 0 (312) 231 92 23
E-posta	: rifattur@gazi.edu.tr, rifattur@gmail.com, rifattur@akdeniz.edu.tr

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Yüksek Lisans	Akdeniz Üniversitesi / İnşaat Mühendisliği	2003
Lisans	Süleyman Demirel Üniversitesi / İnşaat Mühendisliği	2000
Lise	Antalya Çağlayan Lisesi	1996

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2001-2005	Akdeniz Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2005-2006	Akdeniz Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2006-Devam	Gazi Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

- **Science Citation Index (SCI) Dergi Yayınları**
  1. OCALIR E., YALCINER ERCOSKUN O., TUR R., (2009) "An Integrated Model of GIS and Fuzzy-Logic (FMOTS) for Location Decisions of Taxicab Stands", Expert Systems with Applications, (Accepted).

2. TUR R., YARDIMCI A., (2005) "A New Fuzzy Decision Support Method for Analysis of Economic Factors of Turkey's Construction Industry", International Conference on Computational Intelligence, ICCI-2005, August 26-28, Prag, Czech Republic.

- **Engineering Index (EI) Dergi Yayınları**

1. BALAS C.E., TUR R., (2006) "A Computational Risk Assessment Model for Breakwaters", WSEAS Transactions on Mathematics, v:5, no:7, p.897-901.
2. TUR R., BALAS C.E., (2009) "Kıyı Tahkimat Yapılarının Güvenilirliğe Dayalı Risk Modeli", Gazi Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, (Kabul edildi).
3. TUR R., BALAS C.E., (2009) "Belirgin Dalga Yüksekliklerinin Neuro-Fuzzy Yaklaşımı İle Tahmini: Filyos Deniz Yöresi Örneği", Gazi Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, (Kabul edildi).

- **Uluslararası Konferans Bildirisi**

1. BALAS C.E., TUR R., (2006) "Litter Categorization of Beaches in Wales", WSEAS International Conferences on Applied Mathematics (MATH '06), September 27-29, Istanbul, Turkey.
2. TUR R., YARDIMCI A., (2005) "The Evaluation of The Technologies in The Construction Area by Fuzzy Logic Approach in Turkey", International Conference on Soft Computing, Computing With Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, ICSCCW-2005, September 16, Antalya, Turkey.
3. TUR R., YARDIMCI A., KAZAZ A., (2003) "An Economic Situation Analysis for Construction Industry in Turkey With Soft Fuzzy Approach", International Conference on Soft Computing, Computing With Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, ICSCCW-2003, August 16, Antalya, Turkey.

- **Ulusal Konferans Bildirisi**

1. BALAS C.E., ERGIN A., KUCUKOSMANOGLU A., TUR R., (2008) "Deniz Kazaları Risk Değerlendirme Modeli", Türkiye'nin Kıyı ve Deniz Alanları VII. Ulusal Konferansı, 27-30 Mayıs 2008, Ankara, Türkiye.
2. BALAS C.E., TUR R., KUCUKOSMANOGLU A., KISIKLI C., (2008) "Su Kalitesinin Bulanık Mantık Model İle Belirlenmesi: Manavgat Çayı Örneği", Türkiye'nin Kıyı ve Deniz Alanları VII. Ulusal Konferansı, 27-30 Mayıs 2008, Ankara, Türkiye.
3. BALAS C.E., TUR R., (2006) "Mersin Limanı Yükleme Boşaltma Kapasitesinin Bulanık Mantık Yaklaşımı İle Modellenmesi", Türkiye'nin Kıyı ve Deniz Alanları VI. Ulusal Konferansı, 07-11 Kasım 2006, Muğla, Türkiye.

4. BALAS C.E., TUR R., (2006) "Türkiye'de Deniz Taşımacılığı ve TCDD Limanlarının Yapay Sinir Ağları İle Kapasite Tahminleri", Türkiye'nin Kıyı ve Deniz Alanları VI. Ulusal Konferansı, 07-11 Kasım 2006, Muğla, Türkiye.
5. TUR R., KAZAZ A., (2005) "İnşaat Firmalarında Stratejik Planlama Süreci ve İzlenen Stratejilerin Miles-Snow Tipolojisine Uyarlanması", Antalya Yöresinin İnşaat Mühendisliği Sorunları Kongresi, 22-24 Eylül 2005, Antalya, Türkiye.
6. TUR R., OĞUZ C., (2005) "Boğaçayı Havzasından İllegal Malzeme Alımı ve Çevreye Olumsuz Etkileri", Antalya Yöresinin İnşaat Mühendisliği Sorunları Kongresi, 22-24 Eylül 2005, Antalya, Türkiye.
7. TUR R., KAZAZ A., YARDIMCI A., (2005) "Antalya'da Faaliyet Gösteren İnşaat Firmalarına Yönelik Ekonomik Durum Analizi: Bulanık Mantık Yaklaşımı", Antalya Yöresinin İnşaat Mühendisliği Sorunları Kongresi, 22-24 Eylül 2005, Antalya, Türkiye.

Hobiler

Kolleksiyonculuk, Die-cast modelcilik, Balık avı, Skin dalış.