İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

UZUN DÖNEM GPS ZAMAN SERİLERİNİN ANALİZİ İLE KAMPANYA TİPİ GPS ÖLÇMELERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Semih DALĞIN

Anabilim Dalı: Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği A.B.D.

Programı: Geomatik Mühendisliği

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ergin TARI

HAZİRAN 2009

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

UZUN DÖNEM GPS ZAMAN SERİLERİNİN ANALİZİ İLE KAMPANYA TİPİ GPS ÖLÇMELERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Semih DALĞIN
(501071627)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 04 Mayıs 2009

Tezin Savunulduğu Tarih: 02 Haziran 2009

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ergin TARI (İTÜ)

Diğer Jüri Üyeleri: Doç. Dr. Mustafa YANALAK (İTÜ)

Doç. Dr. Engin GÜLAL (YTÜ)

HAZİRAN 2009

Babama,

ÖNSÖZ

Yüksek lisans ve tez çalışma süreci uzun ve sıkıntılı bir dönemdir. Bu süreçte yanınızda olan, yükünüzü azaltan, sorunlarınızı paylaşan, çözüm üreten ve sizi yönlendiren insanlar sayesinde başarıya ulaşırsınız. Yanımızda olan bu kişileri bu bölümde anarak; yardımları için teşekkür etmeyi bir borç bildik. Bu sürecin tamamında bana göstermiş olduğu her türlü destek ile altına girdiğim yükü paylaşan ve yönlendirmeleri ile tezimin iyileştirilmesinde yardımlarını hiç esirgemeyen saygıdeğer danışmanım Prof. Dr. Ergin TARI' ya;

Sorularımı her zaman sabırla yanıtlayan hocam Doç. Dr. Orhan AKYILMAZ' a, değerli görüşlerini her zaman paylaşan ve sorularımı sabırla yanıtlayan hocam Doç. Dr. Cengizhan İPBÜKER' e, bana güvendiği ve her zaman inandığını bildiğim hocam Yrd. Doç. Dr. Zaide DURAN' a;

Üniversite öğrencilik yaşamımın tamamında, bilgilerini aktarmaktan hiçbir zaman çekinmeyen, sürekli önümde bir deniz feneri gibi yolumu aydınlatan hocam, abim, dostum Arş. Gör. Dr. Ahmet Özgür DOĞRU başta olmak üzere, tez çalışma sürecimde yardımlarını esirgemeyen Araş. Gör. Hakan YAVAŞOĞLU, Araş. Gör. Uğur ALTIN, Araş. Gör. Umut AYDAR, Araş. Gör. Özgür AVŞAR' a, bizi her zaman kardeşleri gibi gören, herkesin yardımına koşan abimiz Araş. Gör. Serdar BİLGİ' ye ve tüm İTÜ Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği ve İTÜ İnşaat Mühendisliği bölümü öğretim elemanlarına ve bugünlere kadar iyi günde, kötü günde yanımdan hiç ayrılmayan isimlerini burada dile getiremediğim tüm bölüm arkadaşlarıma ve yüksek lisansa başlamamda ki büyük yardımından dolayı Müh. Mahmutcan GÖRÜRGÖZ' e;

Bu süreçte kahrımı çeken, ekmeğimi, suyumu, evimi paylaştığım dert ortağım değerli can dostum, kardeşim Müh. Necip Enes GENGEÇ' e;

Tez çalışmamda desteğini hiç esirgemeyen, yanımdan ayrılmayan anlayışlı hareketleri ile çalışmalarımı kolaylaştıran Ülkü KARAÇETİN' e;

Yüksek lisans eğitimim boyunca sorunlarımı nezaketle ve hızlı çözüme kavuşturan TUBITAK' tan N. Zerrin ÜSTÜNIŞIK' a ve tüm maddi ve manevi desteklerinden dolayı TUBITAK kurumuna;

Eğitim sürecim boyunca bugünlere gelebilmemi sağlayan, desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen, zorlukları beraber aştığımız, acıyı tatlı, geceyi gündüz, hüznü neşe yapan canım babam, annem ve kardeşime;

Kısacası bugünlere gelebilmemde, yani beni ben yapan tüm hocalarıma, arkadaşlarıma, sevdiklerime ve aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Haziran 2009

Semih DALĞIN

Jeodezi ve Fotogrametri Müh. &
İnşaat Müh.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

KISALTMALAR xi
ÇİZELGE LİSTESİ xiii
ŞEKİL LİSTESİ xv
ÖZET xix
SUMMARY xxi
1. GİRİŞ 1
1.1 Tez Çalışmasının Amacı ve Kapsamı 2
2. OLASILIK ve RASTGELE / TESADÜFÎ DEĞİŞKENLER 5
2.1 Olasılık Kavramı 5
2.2 Rastgele / Tesadüfî Değişkenler 6
2.3 Ortalama ve Varyans 7
2.4 Normal / Gauss Dağılımı 8
2.5 Uyuşumsuz ve Kaba Hatalar 9
2.5.1 Kaba hataların ayıklanmasında Mahalanobis uzaklık yöntemi 9
2.6 Gürültü Çeşitleri 10
3. STOKASTİK TAHMİN 11
3.1 Durum- Uzay Modeli 11
3.2 Kullanıcı Tasarım Problemleri 12
4. ENTERPOLASYON YÖNTEMLERİ 15
4.1 Giriş 15
4.2 Ağırlıklı Aritmetik Ortalamayla Enterpolasyon 16
4.3 Kriging Yöntemi 17
4.4 Yarıçapsal Tabanlı Fonksiyon Yöntemi 22
4.4.1 Multikuadrik enterpolasyon yöntemi 23
5. ZAMAN SERİLERİ ANALİZİ 25
5.1 Giriş 25
5.2 GPS 27
5.3 IGS (International GPS Service for Geodynamics) 29
5.4 Gel – Git Etkisi 30
6. SPEKTRAL ANALİZ 31
6.1 Fourier Analizine Giriş 31
6.1.1 Fourier dönüşümünün özellikleri 33
6.1.1.1 Doğrusallık 33
6.1.1.2 Simetri 33
6.1.1.3 Ölçeklendirme 33
6.1.2 Fourier serileri 34
6.1.3 Hızlı fourier dönüşümü (FFT) 34
6.2 Lomb – Scargle Algoritması 35
7. ZAMANSAL ANALİZ 39
7.1 Dalgacık Dönüşümü 39
7.2 Sürekli Dalgacık Dönüşümü 42
7.3 Ayrık Dalgacık Dönüşümü 43

7.4 Hızlı Dalgacık Dönüşümü (FWT) 44
7.5 Haar Dalgacık Analizi 45
8. KALMAN FİLTRELEMESİ 49
8.1 Ayrık Kalman Filtrelemesi 49
8.1.1 Tahmin süreci 49
8.1.2 Filtrenin çalıştırılması 50
8.1.3 Ayrık Kalman filtresinin algoritması 51
8.2 İyileştirilmiş Kalman Filtrelemesi 52
8.2.1 Filtrenin çalıştırılması 54
9. YAPAY SİNİR AĞLARI 57
9.1 GİRİŞ 57
9.2 Tanım ve Özellikler 61
9.3 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri 62
9.4 İnsanda Sinir Sistemi 63
9.5 İşlemci Eleman (Yapay Nöron) 64
9.6 Aktivasyon Fonksiyonu 65
9.7 Yapay Sinir Ağlarının Türleri 66
9.7.1 İleri beslemeli ağlar 66
9.7.1.1 Çok katmanlı algılayıcı ağlar 68
9.7.1.2 Merkezcil taban fonksiyonlu sinir ağları 69
9.7.2 Geri beslemeli ağlar 71
9.7.2.1 Eğim düşüm yöntemi 71
9.8 YSA Öğrenme Algoritmaları 73
9.8.1 Kontrollü öğrenme 73
9.8.2 Kontrolsüz öğrenme 74
9.8.3 Standart geriye yayma öğrenme algoritması 74
9.8.4 Gauss – Newton ve Levenberg - Marquardt öğrenme algoritması 76
10. BULANIK MANTIK VE BULANIK KÜME TEORİSİ 79
10.1 Giriş 79
10.2 Klasik Mantık ve Klasik Küme Teorisi 82
10.3 Bulanık Küme Teorisi 83
10.3.1 Bulanık kümeler, tanımlar 83
10.3.2 Bulanık küme işlemleri 84
10.4 Bulanık Çıkarım Sistemleri (BÇS) 85
10.5 Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemleri (ANFIS) 86
10.5.1 Adaptif ağ 86
10.5.2 Hibrid öğrenme algoritması 87
11. UYGULAMA 89
11.1 Uygulamaya İlişkin Genel Bilgiler 89
11.2 Uygulama Adımları 91
11.2.1 En uygun enterpolasyon yönteminin belirlenmesi 91
11.2.2 Kaba hatalı / uyuşumsuz verilerin ayıklanması 98
11.2.3 Doğrusal hız bileşeninin tespit edilmesi 99
11.2.4 Gürültü özelliklerinin araştırılması 101
11.2.4.1 En büyük olabilirlik kestirim yöntemi 102
11.2.4.2 CATS yazılımı 102
11.2.5 Genliklerin hesaplanması 104
11.2.6 Gel – Git etkilerinin belirlenmesi 105
11.2.7 Eksik verilerin tamamlanması 109
11.2.8 Zaman serileri analizinde YSA kullanımı 110

11.2.8.1 MATLAB' ta YSA' nın kullanılması 110
11.2.8.2 GPS zaman serilerinin YSA ile analizi 118
11.2.9 Zaman serileri analizinde Bulanık mantık kullanılması 122
11.2.9.1 MATLAB' da Bulanık mantık' ın kullanılması 122
11.2.10 Zaman serileri analizinde Dalgacık yönteminin kullanılması 127
11.2.11 Zaman serileri analizinde Kalman filtrelemesinin kullanılması 132
11.3 Zaman Serileri Analiz Yöntemlerinin Değerlendirilmesi 135
11.4 Senelik ve 6 Aylık Etkilerin Belirlenmesi 136
11.5 Kampanya Tipi GPS Ölçmelerin Doğrusal Hızlarının İyileştirilmesi 138
12. SONUÇLAR ve ÖNERİLER 147
KAYNAKLAR 151
EKLER 155
ÖZGEÇMİŞ 157

KISALTMALAR

ABD : Amerika Birleşik Devletleri
ANFIS : Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemleri
APL : Applied Physics Laboratory
BÇS : Bulanık Çıkarım Sistemleri
CATS : Coordinate Time Series Analysis
CWT : Continuous Wavelet Transform
DWT : Discrete Wavelet Transform
EBOK : En Büyük Olabilirlik Kestirimi
EKF : Extended Kalman Filter
EKK : En Küçük Kareler
FFT : Fast Fourier Transform
FWT : Fast Wavelet Transform
GLONASS : Global Navigation Satellite System
GPS : Global Positioning Systems
IDW : Inverse Distance Weighting
IGS : International GNSS Service
IUGG : International Union of Geodesy and Geophysics
LLR : Lunar Laser Ranging
MLE : Maximum Likelihood Estimation
NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration
SLR : Satellite Laser Ranging
VLBI : Very Long Baseline Interferometry
YSA : Yapay Sinir Ağları

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 4.1: Çeşitli Variogram Modelleri (Yiğit,2003 alıntılayan Yaprak ve Arslan, 2008) 19
Çizelge 9.1: İstatistik ve YSA arasındaki benzer yönler 60
Çizelge 9.2: Yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının matematiksel ifadeleri (Akyılmaz, 2005) 68
Çizelge 10.1: Hibrid öğrenme algoritmasında işlem akışı..... 87
Çizelge 11.1: ITRF2000'de kullanılan IGS istasyonları (Aktuğ ve Kılıçoğlu, 2006)91
Çizelge 11.2: Yöntemlerin karesel ortalama hatalarının karşılaştırılması..... 92
Çizelge 11.3: Enterpolasyon Yöntemlerinin Doğruluk Sonuçları (^{o}C) 94
Çizelge 11.4: Doğrusal korelasyon ve Robust tahmin yöntemleri ile hız bileşenlerinin bulunması 101
Çizelge 11.5: Lomb – Scargle Algoritması ile boşlukların doldurulması 109
Çizelge 11.6: Farklı Ağ türlerinin zamansal değerlendirilmesi..... 115
Çizelge 11.7: Kullanılan ağ türlerinin MATLAB komutları ve isimleri 117
Çizelge 11.8: Haftalık değerlendirme sonuçlarını klasik yöntem ile karşılaştırılması 118
Çizelge 11.9: GPS zaman serileri analizinde kullanılan YSA algoritmaları 119
Çizelge 11.10: ISTA noktası için YSA'da kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi..... 120
Çizelge 11.11: MATE noktası için YSA' da kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi..... 120
Çizelge 11.12: ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanmasında kullanılan Bulanık Mantık ağları 125
Çizelge 11.13: ISTA noktasını için Bulanık Mantık'ta kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi..... 125
Çizelge 11.14: MATE noktasını için Bulanık Mantık'ta kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi..... 126
Çizelge 11.15: ISTA noktasının analizinde Dalgacılık dönüşümünün istatistiksel değerlendirilmesi..... 127
Çizelge 11.16: Kalman Filtrelenmesi ile Zaman Serileri Analizi..... 134
Çizelge 11.17: Senelik ve 6 Aylık Etkilerin belirlenmesi 137
Çizelge 11.18: "Etkibil" ile hesaplanan hız bileşenlerinin karşılaştırılması..... 139
Çizelge 11.19: Türkiye ve çevresindeki IGS noktaları..... 141
Çizelge 11.20: Kullanılan Analiz Yöntemleri 141
Çizelge 11.21: TUBI istasyonuna EKK ile yapılan analiz sonuçları..... 142
Çizelge 11.22: ZIMM istasyonunun Etkibil1 ile analizinden elde edilen sonuçlar. 142
Çizelge 11.23: ZIMM noktasının 7 günlük analizinin istatistiksel değerlendirmesi143
Çizelge 11.24: ZIMM noktasının 30 günlük analizinin istatistiksel değerlendirmesi 144
Çizelge 11.25: TUBI noktasının 7 günlük analizinin istatistiksel değerlendirmesi 145

Çizelge 11.26: Hızların iyileştirilmesinde kullanılabilecek katsayıların belirlenmesi 146

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 4.1: Teorik variogram çeşitleri 18
Şekil 4.2: Variogram modeli ve bileşenleri (Alkanalka ve Bayram, 2007)..... 19
Şekil 4.3: Deneysel variogramın belirlenmesi..... 20
Şekil 4.4: Teorik variogramın seçilmesi..... 20
Şekil 4.5: Kriging enterpolasyon yöntemi ile yüzey oluşturulması..... 22
Şekil 5.1: Zaman serisi bileşenleri..... 26
Şekil 5.2: Dünya'daki IGS izleme istasyonları (URL 3)..... 29
Şekil 6.1: Fourier dönüşümü ile sinyalin modellenmesi 31
Şekil 6.2: Önemli Fourier serilerinden birkaçı 35
Şekil 7.1: Tipik ana dalgacık 41
Şekil 7.2: Ölçek faktörü ve dalgacık..... 45
Şekil 7.3: Farklı ölçek faktörlerindeki Haar Dalgacığı..... 46
Şekil 7.4: Haar dalgacık analizi 47
Şekil 8.1: Kalman Filtresi algoritma döngüsü 51
Şekil 8.2: Kalman Filtresi genel akış diyagramı..... 53
Şekil 8.3: EKF genel akış diyagramı 56
Şekil 9.1: Sistem Yapısı (Akyılmaz, 2005) 57
Şekil 9.2: YSA sistem yapısı 62
Şekil 9.3: Biyolojik Sinir Sisteminin Gösterimi..... 64
Şekil 9.4: Nöron mimarisi..... 65
Şekil 9.5: Aktivasyon fonksiyonları; a)sigmoid, b)hiperbolik tanjant, c) doğrusal, d) keskin sınırlayıcı, e) normlandırılmış Gauss fonksiyonu, f) çoklu kuadratik..... 67
Şekil 9.6: Çok katmanlı algılayıcı ağ örneği 69
Şekil 9.7: Merkezcil taban fonksiyonlu YSA mimarisi..... 70
Şekil 9.8: Eğim düşüm yöntemi..... 71
Şekil 9.9: Eğitim verisinin seçimi..... 72
Şekil 9.10: Öğrenme katsayısının seçimi..... 72
Şekil 9.11: Eğitim döngü sayısının belirlenmesi 73
Şekil 10.1: (a) Bulanık Mantığa, (b) Klasik Mantığa göre "Sıcak – Soğuk" kümesinin gösterimi (Şahin, 2003) 82
Şekil 10.2: Bazı üyelik Fonksiyonları 85
Şekil 11.1: Afin dönüşümü ile noktaların dönüşümü 92
Şekil 11.2: Helmert dönüşümü ile noktaların dönüşümü 93
Şekil 11.3: Multikuadrik enterpolasyon yöntemi ile noktaların dönüşümü 93
Şekil 11.4: Kriging enterpolasyon yöntemi ile noktaların dönüşümü 94
Şekil 11.5: 1. Dereceden IDW enterpolasyon yöntemi ile bulunan hata vektörleri .. 95
Şekil 11.6: 4. Dereceden IDW enterpolasyon yöntemi ile bulunan hata vektörleri .. 95
Şekil 11.7: Multikuadrik enterpolasyon yöntemi ile bulunan hata vektörleri 96
Şekil 11.8: Bulanık Mantık ile elde edilen hata vektörleri 96

Şekil 11.9: Farklı enterpolasyon yöntemleri ile elde edilen enterpolasyon hataları (Lu vd., 2008) 97
Şekil 11.10: KOSG noktasının kaba hatalı ölçülerinin tespit edilmesinde kullanılan farklı yöntemler 98
Şekil 11.11: GRAZ noktasında kaba hatalı ölçü araştırması 98
Şekil 11.12: KOSG noktasının kaba hatalı ölçülerinin MATLAB ortamında araştırılması 99
Şekil 11.13: VILL IGS noktası Y koordinatının doğrusal hız bileşeni 100
Şekil 11.14: CATS yazılımının sonuç çıktısı 104
Şekil 11.15: ISTA X koordinat bileşenine ait genlik değerleri 105
Şekil 11.16: ISTA X koordinatına Fourier dönüşümünün uygulanması 106
Şekil 11.17: ISTA X koordinatına ters Fourier dönüşümü uygulanması 106
Şekil 11.18: ISTA X koordinat bileşenine alçak filtre uygulanması 107
Şekil 11.19: ISTA X koordinat bileşenine yüksek filtre uygulanması 107
Şekil 11.20: TSKB X koordinat bileşenine Fourier dönüşümü uygulanması 108
Şekil 11.21: TSKB X koordinat bileşenine alçak filtre uygulanması 108
Şekil 11.22: Lomb – Scargle algoritması ile eksik verilerin tamamlanması 109
Şekil 11.23: YSA' nın komutlar ile çalıştırılması 110
Şekil 11.24: YSA ara yüzünün çalıştırılması 111
Şekil 11.25: YSA' na verilerin eklenmesi 112
Şekil 11.26: YSA' da ağın oluşturulması 112
Şekil 11.27: Ağ oluşturulduktan sonra sistem görünümü 113
Şekil 11.28: Ağın eğitilmesi 114
Şekil 11.29: Sonuç değerlerinin elde edilmesi 114
Şekil 11.30: Farklı nöron sayılarında YSA' nın çalışması 116
Şekil 11.31: Gel – git verilerinin modellenmesinde farklı yöntemlerin kullanılması 116
Şekil 11.32: Farklı YSA ağları ile ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması 121
Şekil 11.33: Farklı YSA ağları ile ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması 121
Şekil 11.34: Bulanık Mantık ara yüzünün çalıştırılması 122
Şekil 11.35: Üyelik Fonksiyonun Belirlenmesi 123
Şekil 11.36: Bulanık Mantık ile elde edilen Ağın yapısı 124
Şekil 11.37: Bulanık Mantık ile ağın eğitilmesi 124
Şekil 11.38: Bulanık Mantık ile elde edilen sonuçların karşılaştırılması 126
Şekil 11.39: Daubechies dalgacığı ile ISTA X koordinat bileşeninin analizi 127
Şekil 11.40: Haar dalgacığı ile ISTA X koordinat bileşeninin analizi 128
Şekil 11.41: Symmlet dalgacığı ile ISTA X koordinat bileşeninin analizi 128
Şekil 11.42: Dalgacık dönüşümü ile YELL noktasının incelenmesi 130
Şekil 11.43: Dalgacık dönüşümü ile FAIR noktasının incelenmesi 131
Şekil 11.44: Dalgacık dönüşümü ile SHAO noktasının incelenmesi 131
Şekil 11.45: Gel – git etkisinin Dalgacık yöntemi ile incelenmesi 132
Şekil 11.46: ISTA noktasında Kalman Filtrelemesinin kullanılması 133
Şekil 11.47: Eksik verileri giderilmiş ISTA noktasında Kalman Filtrelemesinin kullanılması 133
Şekil 11.48: ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması 135
Şekil 11.49: POL2 noktasının dönemsel bileşeni 136
Şekil 11.50: "etkibil" makrosunun çalıştırılması 138
Şekil 11.51: "etkibil"'in istediği giriş verileri 139

Şekil 11.52: Kampanya tipi ölçmelerin hız vektörleri (a) BOR1 7 günlük, b)POL2 30 günlük) 140
Şekil 11.53: Hızların iyileştirilmesinde kullanılabilecek katsayıların gösterimi..... 145

UZUN DÖNEM GPS ZAMAN SERİLERİNİN ANALİZİ İLE KAMPANYA TİPİ GPS ÖLÇMELERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ

ÖZET

Klasik ölçme yöntemleri ile deformasyonların, bölgesel ve küresel ölçekteki tektonik hareketlerin incelenmesi, uzun ve zahmetli arazi çalışmalarından sonra elde edilebilmekteydi. GPS (Global Positioning Systems)' in sivillerin kullanımına açılmasıyla arazi çalışmaları kolaylaşmış ve de hızlanmıştır. GPS, GLONASS (Global Navigation Satellite System) ve alıcı teknolojisindeki gelişmeler ile bu sistemler jeodezik ve jeodinamik amaçlar için sıkça kullanılır olmuştur. Bu amaçla yapılan altı aylık ya da yıllık gibi kısa süreli kampanya tipi ölçmelerden elde edilen hız bileşenlerinin doğrulukları daha az ve güvenirlikleri de düşüktü. IGS (International GNSS Service) yani sürekli gözlem istasyonlarının sayılarının artması ile elde edilen zaman serilerinin analizleri ile hız büyüklüğünün doğruluğu ve güvenirliliği artmıştır. Bu tez çalışmasında kampanya tipi GPS ölçmelerinden elde edilen hız büyüklüklerinin iyileştirilmesi için sürekli gözlem istasyonlarından elde edilen zaman serilerini kullanan bir uygulama yazılımı geliştirilmesi planlanmıştır.

Çalışmada Asya ve Avrupa' ya yayılmış IGS noktalarının zaman serileri analizlerinden hız büyüklüklerinin ve dönemsel etkilerinin elde edilebilmesi ve de dönemsel etkilerin modellenebilmesi için farklı yöntemler denenmiştir. Bu yöntemler seriler ile test edilerek, analizler için en uygun yöntemin bulunması hedeflenmiştir.

Testler sonucunda bulunan en uygun yöntemler ile 3 farklı iyileştirme makrosu geliştirilmiştir. Kolay bir ara yüze sahip olması ve açık kodlu bir sisteme sahip olmasından dolayı makrolar MATLAB yazılımı ile oluşturulmuştur. Bu sayede ileride yapılacak olan çalışmalarda rahatlıkla kullanılabilecek ve de proje kapsamında isteğe bağlı değiştirilebilecek makrolar yapılmak istenmiştir. Yapılan testler sonucu geliştirilen uygulama yazılımı ile kampanya ölçülerinin ±1 mm hata ile bulunabileceği görülmüştür.

THE IMPROVEMENT OF THE CAMPAIGN GPS SURVEY RESULTS WITH THE USE OF LONG – TERM GPS TIME SERIES ANALYSIS

SUMMARY

The determination of deformation, regional and global tectonic movements need long and laborious field work with classical methods,. Field work can be carried out easily and quickly after the GPS (Global Positioning Systems) 's opening to the civilian use. With the development of GPS, GLONASS (Global Navigation Satellite System) and receiver technology, these systems are frequently used for geodetic and geodinamic purposes. Velocity component's realibility and accuracy is low which is obtained by campaign's in sixth month or year period. By using IGS time series analysis, which is obtained from continuously observed statitons, the realibility and accuracy of velocity components increases. The main purpose of this research is developing a macro for improving velocity of campaign results with the use of time series obtained by continuously observed stations.

In this research, different kind of methods used for analysing time series to obtain magnitude of velocity and seasonal effects with the use of IGS stations which are on Asia and Europe. This method was tested to find the most appropriate method for analysis.

As a result of the test 3 different improvement macro are developed by the most appropriate methods. The macros are coded with MATLAB for its ease of use with interface and being open source. So that, the macros can be used in future projects and modified according to purpose. According to analysis with macro, campaign results can be obtained with the error of ± 1 mm.

1. GİRİŞ

Levhaların hareketi, hız vektörlerinin hesaplanması, deformasyon analizleri ve bunların hassas olarak hesaplanması her zaman bilim insanlarının çözmesi gereken bir sorun olmuştur. Önceleri bu sorun klasik ölçme sistemleri ile zorlu ölçmeler sonucunda yapılmaktaydı. Ancak özellikle küresel ölçekteki ölçmelerin yapılmasında karşılaşılan güçlükler, bilim insanlarını yeni arayışlara itmiştir. Bu amaçla altmışlı yıllardan itibaren uydu teknolojilerine gösterilen ilgi artmış ve küresel ölçekte kullanılabilecek ölçme sistemleri geliştirilmeye çalışılmıştır. Yetmişli yıllarla birlikte VLBI (Very Long Baseline Interferometry), SLR (Satellite Laser Ranging) ve LLR (Lunar Laser Ranging) gibi teknolojilerin gelişmesi ile bu sorun az da olsa çözümlenmiştir. Ancak bu sistemler, ekonomik olmayışları, işletimlerindeki güçlükler ve ağırlıkları gibi kısıtlamaları nedeniyle arka plana itilmişlerdir. Önceleri askeri amaçlarla geliştirilen, sonraları sivillerinde kullanımına açılan GPS (Global Positioning Systems) sayesinde ölçmeler çok kolay, hızlı ve ekonomik olarak yapılabilir olmuştur. Bu avantajlarının yanında sağladığı yüksek doğruluk ile küresel ölçekte veya bölgesel çalışmalarda GPS kullanımı yaygınlaşmıştır. Bu sitemler ile bağıl konum hesaplamada elde edilen mm doğruluklar, GPS uydularındaki artış ve uzun süreli IGS istasyonlarının kurulması ile GPS özellikle jeodezicilerin vazgeçilmezleri arasına girmiştir.

Levha hareketlerinin belirlenmesinde ve deformasyon analizlerinde önceleri yapılan periyodik ve kısa süreli ölçmelerden elde edilen hız bileşenlerinin doğrulukları az ve güvenilirlikleri de düşüktü. Bunun üstesinden gelebilmek için Uluslararası Jeodezi ve Jeofizik Birliği (IUGG) sürekli gözlem yapan GPS istasyonlarının kurulmasını düşünmüş ve 1993 yılında bir pilot proje gerçekleştirmiştir. Bu projeden çok iyi sonuçların alınması ile bu noktalar geliştirilmek istenmiş ve "International GPS Service for Geodynamics" yani IGS 1994 yılında hayata geçirilmiştir. Bu yıldan itibaren sayısı her geçen gün artan sürekli gözlem yapan böylece uzaysal çözünürlüğü ve uzun süreli zamansal serilerin elde edilmesi ile tektonik hareketlerin yorumlanmasında kullanılabilecek frekans çözünürlüğü artmıştır.

IGS noktalarından elde edilen zaman serilerinin analizi ile tektonik hareketler yorumlanabilmekte ve geleceğe yönelik tahmin yapabilmektedir. Bu sebepledir ki, GPS zaman serilerinin analizlerine gösterilen ilgi son yıllarda artan bir ivme göstermiştir. Kurulacak sık ve sürekli gözlem istasyonları ile seriler anlık yorumlanarak erken uyarı sistemlerinin kurulabileceği düşünülmektedir. Serilerdeki atlamalar, anlık değişimler anlık olarak tespit edilebilirse depremler için belki de tsunamiler için erken uyarı sistemleri kurulabileceği düşünülmektedir. Bu sistemlerin kurulabilmesi için GPS serilerinin analizlerinin iyi değerlendirilmesi gerekmektedir ki sağlıklı sonuçlar elde edilebilsin. Bu sebeple yıllardır araştırmanlar farklı algoritmalar geliştirerek bu serileri yorumlamaya çalışmışlardır. Bu serilerin yorumlanması ile elde edilecek sonuçların kampanya tipi GPS ölçmelerinin sonuçlarını iyileştirilebileceği düşünülmektedir.

1.1 Tez Çalışmasının Amacı ve Kapsamı

Bu tez çalışmasında Türkiye'deki 4, ayrıca Asya ve Avrupa'ya yayılmış 26 IGS istasyonuna ait zaman serilerinin farklı algoritmalar kullanılarak; MATLAB ortamında geliştirilecek bir uygulama programı ile istasyonlardaki dönemsel etkilerin belirlenmesi ve bu etkilerin modellenerek kampanya tipi ölçmelerden elde edilecek sonuçların iyileştirilebilmesi amaçlanmıştır.

Ayrıca zaman serilerindeki eksik verilerin giderilmesi, gel – git etkilerinin modellenmesi ve erken uyarı sistemlerinde kullanılabilecek algoritmalar tartışılarak en uygun yöntemin belirlenmesi çalışmanın bir diğer amacıdır.

Bu sebeple öncelikle Türkiye' deki IGS noktalarından TUBI noktası analizlerde kullanılmayarak, tüm istasyonların MATLAB ortamında yazılan kodlar ile uyuşumsuz ve kaba hatalı ölçüleri ayıklanmış, eksik verileri tamamlanmış, Türkiye'nin bulunduğu Asya ve Avrupa kıtalarında kurulan ve bu kıtaların hareketlerini en iyi şekilde temsil ettiği düşünülen IGS noktaları kullanılarak kıtaların hız bileşenleri ve dönemsel etkiler tespit edilmiştir. Zaman serileri analizlerinde farklı yöntemlerin kullanılması ile en uygun yöntem ve de etkilerin modellenmesinde kullanılacak en uygun enterpolasyon yöntemi belirlenmeye çalışılmış ve son olarak bu yöntemler kullanılarak TUBI istasyonunun verileri

kampanya ölçmeleri gibi değerlendirilerek noktanın hız vektörleri iyileştirilmeye çalışılmıştır.

2. OLASILIK ve RASTGELE / TESADÜFÎ DEĞİŞKENLER

Kalman Filtrelemesi ve zaman serilerinin çözümlenmesine girmeden bazı temel matematik bilgisinin verilmesinde yarar görülmüştür. Çok temel matematik bilgilerinin tekrarı yapılmayacak sadece basit birkaç temel denklem incelenecektir.

2.1 Olasılık Kavramı

Olasılık kısaca bir olayın gerçekleşme oranıdır. Tamamen rastgele gibi görünen olaylar aslında bir yasaya bağlıdırlar. Olasılık; ortaya çıkacağı önceden kesin olarak bilinmeyen olayların gerçekleşmesinin ne derecede olanaklı olduğunun tahmin edilmesidir. Bir olayın olasılığı; "olaya uygun olan durum sayısı"' nın "tüm olanaklı haller sayısı"'na oranıdır (URL1).

Her olay için A olayının olasılığı 0 ile 1 arasında değişir. A olaylarının dışında tüm olayların gelme olasılığı A'nın tümleyenidir. İki farklı olasılığın birleşimi bağımsız olaylar için

$$p(A \cup B) = p(A) + p(B) \quad \textbf{(2.1)}$$

şeklinde gösterilir ve iki olayın olasılıklarının toplamına eşittir. Bu olayların kesişimleri ise

$$p(A \cap B) = p(A).p(B) \quad \textbf{(2.2)}$$

şeklinde ifade edilir ve iki olayın olasılıklarının çarpımına eşittir. Bir A olayının B olayına koşullu olasılığı ise

$$p(A \setminus B) = \frac{p(A \cap B)}{p(B)} \quad \textbf{(2.3)}$$

ile ifade edilir.

2.2 Rastgele / Tesadüfî Değişkenler

Bir uzunluğun, açının, sıcaklığın ya da basıncın birden fazla defa ölçüldüğünü varsayalım. Her ölçümün sonucunda ölçünün olması gereken değerden her defasında sapmalar gösterdiği görülebilir ve bu sapmalar bir dağılım oluşturabilirler. Şayet ölçümler ile gerçek değerler arasında farklılıklar görülürse, bu farklılıklar tesadüfi ve görünmeyen nedenlerden dolayı ortaya çıkabilir. İşte bu farklılıklara olasılık teorisinde rastgele / tesadüfî değişkenler denilir. Bu farklılıklar bir sayı ile ifade edilebilir. Bu sayıyı genel olarak X (t) ile ifade edersek, X (t) farklı değerleri farklı olasılıklarla alabileceği için bir tesadüfî değişkendir.

Olayların olasılığı belirli bir aralıkta ya da süreklilikte gözlemlenebilir. Rastgele değişkenlerin olasılıklarının

$$F_X(x) = p(-\infty, x) \qquad \textbf{(2.4)}$$

şeklinde ifade edilmesine Toplam Dağılım Fonksiyonu denir. **(2.4)** denkleminin türevine Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu denir **(2.5).**

$$f_X(x) = \frac{d}{d_x} F_X(x) \qquad \textbf{(2.5)}$$

Olasılık yoğunluk fonksiyonunun iki temel özelliği vardır. Bunlar:

1) $f_X(x)$ pozitif bir fonksiyon olmalı
2) $\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x)dx = 1$ olmalıdır.

X rastgele değişkeni, yalnız sonlu ve ya sayılabilir sonsuzlukta değerler alıyorsa, buna kesikli (ayrık) rastgele değişken denir. Eğer X rastgele değişkeni sonsuz değerleri alıyorsa bu durumda değişkene sürekli rastgele değişken denir.

2.3 Ortalama ve Varyans

N örneklemedeki X rastgele değişkeninin ortalaması

$$\bar{X} = \frac{X_1+X_2+\cdots+X_N}{N} \quad \textbf{(2.6)}$$

şeklinde gösterilir. Bazı durumlarda ölçülerin ortalaması, örneklemelerin ölçü grubuna farkı katkılarda bulunması nedeniyle bu katkıların göz önüne alınması ile ifade edilir.

$$\bar{X} = \frac{(p_1N)X_1+(p_2N)X_2+\cdots+(p_NN)X_N}{N} \quad \textbf{(2.7)}$$

denklemi ile ifade edilen ortalama, olasılıklı ya da ağırlıklı ortalama olarak nitelendirilir. Bir örneklem uzayının teorik ortalama değerine ve ya olması beklenen değerine, beklenen değer ya da Ümit Değer denir **(2.8,9)**.

Ayrık rastgele değişkenler için

X 'in Ümit Değeri

$$\text{E(X)}= \sum_{i=1}^{n} p_i . x_i \quad \textbf{(2.8)}$$

Sürekli rastgele değişkenler için

$$\text{Ümit değer} = \text{E(X)} = \int_{-\infty}^{\infty} x f_x(X)dx \quad \textbf{(2.9)}$$

olarak ifade edilir. **(2.8)** ve **(2.9)** denklemleri **(2.10)** ve **(2.11)** şeklinde de ifade edilebilir.

$$E\big(g(X)\big) = \sum_{i=1}^{n} p_i g(x_i) \quad \textbf{(2.10)}$$

$$E\big(g(X)\big) = \int_{-\infty}^{\infty} g(X) f_X(x)dx \quad \textbf{(2.11)}$$

Ümit değerin bu şekilde gösterimi genel olarak 1. Dereceden moment olarak isimlendirilir. **(2.10)** ve **(2.11)** denklemlerindeki g(X) fonksiyonu X^k olarak ifade edilirse, k değeri momentin derecesini ifade eder. Bu değerin 2 olması durumu 2. Dereceden moment olarak ifade edilir. g(X) fonksiyonu yerine X-E(X) konulursa 2. moment özel bir durum halini alır 2. Dereceden merkezsel moment ya da *Varyans* olarak nitelendirilir.

$$E(X^k) = \int_{-\infty}^{\infty} X^k f_X(x)dx \quad \textbf{(2.12)}$$

$$E(X^2) = \int_{-\infty}^{\infty} X^2 f_X(x)dx \quad \textbf{(2.13)}$$

X in Varyansı = $E[(X-E(X))^2] = E(X^2)-E(X)^2$ olarak sembolize edilir. Varyans, rastlantısal değişkenlerin çok faydalı bir özelliğidir; çünkü varyans bize ölçüdeki kararsızlık ya da "noise" gürültü hakkında fikir verir. Varyansın karekökü de *Standart Sapma* olarak nitelendirilir ve $\sigma_x = \sqrt{E[\left(X - E(X)\right)^2]}$ şeklinde gösterilir.

2.4 Normal / Gauss Dağılımı

Normal dağılım ya da Laplace – Gauss dağılımı pratikte çok karşılaşılan ve kullanılan sürekli dağılımlardan biridir. Genelde örneklemeler özellikle mesleğimizde, normal dağılıma uyarlar ya da yakındırlar.

Bu dağılım ailesinin her bir üyesi sadece iki değişken ile tam olarak tanımlanabilir. Bunlar konum gösteren ortalama (μ) ve ölçek gösteren varyanstır. Standart normal dağılım ortalama değeri 0 ve varyans değeri 1 olan dağılım ailesinin bir elemanıdır. Bu olasılık fonksiyonunun grafik şekli bir çan gibi görüntü verdiği için çoğu kez çan eğrisi olarak da anılır.

Verilen bir sürekli rastlantısal değişken için ortalama μ ve varyans σ^2 iken

($X \sim N(\mu, \sigma^2)$) olasılık yoğunluk fonksiyonu

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1(x-\mu)^2}{2\ \sigma^2}} \quad \textbf{(2.14)}$$

olarak gösterilir. X_1 ve X_2 iki bağımsız değişken olmak üzere $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma^2_1)$ ve $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma^2_2)$ dağılımında iken

$$X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma^2_1 + \sigma^2_2) \quad \textbf{(2.15)}$$

ve yoğunluk fonksiyonu

$$f_X(x_1 + x_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_1^2+\sigma_2^2)}} e^{-\frac{1(x-(\mu_1+\mu_2))^2}{2\ \ (\sigma_1^2+\sigma_2^2)}} \quad \textbf{(2.16)}$$

olarak gösterilir.

2.5 Uyuşumsuz ve Kaba Hatalar

Değişik amaçlarla yapılan ölçüler arasında ölçü kümesinin dağılımına girmeyen (kümenin genel özelliklerine uymayan) ölçüler olabilir. Bu ölçülere uyuşumsuz ölçü denir (Karasu, 1994). Kaba hatalar beklenen rastgele ölçü hatalarını çok aşan büyüklükteki hatalardır. Bu hataları ortaya çıkarmak için büyüklükler iki ya da daha çok sayıda gözlenir; ölçüler denetlenir. Bir ölçü dizisinde ötekilerden önemli ölçüde sapan bir ölçüden kuşkulanılır. Böyle küçük kaba hatalı, bir başka deyişle uyuşumsuz ölçüleri ortaya çıkarmak için genellikle istatistiksel test yöntemleri uygulanır (Demirel,2003). Kaba hatalar birçok uygulamada karşılaşılan önemli bir sorundur ve bunların ölçü grubundan elenmesi gerekmektedir.

Kaba hataların ölçü kümesine etkisini anlamak için deformasyon analizi örneği incelenebilir. Bir deformasyon analizinde, ölçülerin yalnızca rastgele hatalar içermesi durumunda belirli bir istatistiksel güven düzeyi mevcuttur. Rastgele hatalı ölçüler yanında kaba hatalı ölçüler de bulunabilir. Bu hataları içeren ölçü grupları ile yapılan deformasyon analizinde bu kaba hatalar, deformasyon olmadığı halde, deformasyon olduğu biçiminde bir sonuç ortaya çıkarabilir (Even, 2002; Vanicek, 1990'dan alıntılayan Aydın vd., 2004).

Bu amaçla farklı tipte yöntemler kullanılabilir. Bunlar arasında en yaygın olanları; Baarda (data snooping), Poppe, t – testi, robust tahmin yöntemleri, Kernel yoğunluk fonksiyonları ve Mahalanobis olarak söylenebilir. Bu yöntemlerden herhangi biri ile tespit edilen hatalı ölçüler veri kümesinden çıkarılır.

2.5.1 Kaba hataların ayıklanmasında Mahalanobis uzaklık yöntemi

Mahalanobis uzaklık yöntemi çok değişkenli normal dağılıma sahip rastgele değişkenlerin olasılık yoğunluk fonksiyonları örneklenerek türetilmiştir (Sun vd., 2000). Ana mantık bir örneklemin kümenin kütle merkezinden olan uzaklığının belirlenerek limit değer ile karşılaştırılmasıdır. Eğer yeni örneklem küme kütle merkezinde ise Mahalanobis uzaklığı sıfır; değil ise sıfırdan fazladır. Bu uzaklık çok fazla ise bu örneklem kaba hatalı ölçü sınıfına dahil edilir. Çok değişkenli kümelerin dağılımı normal ve örneklem sayısı yeterli ölçüde ise iyi sonuçlar vermektedir. Ancak kümede kaba hatalı örneklem sayısı fazla ise bu sonucu doğal olarak etkileyecek ve yanlış sonuçların elde edilmesine neden olacaktır.

Mahalanobis uzaklık yöntemi 2 farklı istatistiksel dağılıma sahip kümenin ve ya kümeye yeni dahil edilen bir örneklemin benzerliklerinin karşılaştırılmasında uygun bir yöntemdir. Bu yüzden genellikle görüntü işleme ve sınıflandırma aşamalarında tercih edilen bir yöntemdir.

Mahalanobis uzaklığı, ölçü kümesinin gruplandırılmasına/sınıflandırılmasına (benzerlik araştırması), her bir örnekleme varyans değerlerinin atanabilmesine ve ölçüler arasında ki korelâsyonun belirlenebilmesine olanak sağlar (URL 2). Ayrıca kolay bir algoritması ve yazımı olduğundan tercih edilen bir yöntemdir **(2.17)**.

$$d_i^2 = \left(y_j - \hat{\mu}\right)^T C_x^{-1} (y_j - \hat{\mu}) \quad \textbf{(2.17)}$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \quad \textbf{(2.18)}$$

$$C_x = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n} (x_i - \hat{\mu})(x_i - \hat{\mu})^{-1} \quad \textbf{(2.19)}$$

Burada $x = \{x_1 \cdots \cdots x_n\}$ kümenin kütle merkezi'den olan uzaklığı, C_x de ağırlık matrisini ifade etmektedir.

2.6 Gürültü Çeşitleri

GPS verilerindeki gürültünün zamandan bağımsız beyaz gürültü ve zamana bağımlı renkli gürültünün birleşimi olduğu varsayılmaktadır. Beyaz gürültü ölçme hatalarından kaynaklanırken, renkli gürültü GPS alıcısının tesis edildiği yerin kararsızlığından kaynaklanmaktadır (Baykut vd., 2006). İstasyon hareketine bağlı olarak oluşan gürültüye de Rastgele Yürüyüş gürültüsü denir. Bir zaman serisinin içindeki bu yürüyüş, tesadüfî sebeplere bağlı ise yani düzenli bir hareket sergilemiyorsa bu isimle nitelendirilir.

3. STOKASTİK TAHMİN

Bilinmeyenlerin tahmininde veya hesaplanmasında günümüzde birden çok yöntem vardır. Fakat bu yöntemlerin çoğu ölçülerdeki gürültüleri (noise) hesaplamada göz önünde bulundurmazlar. Bu gürültüler genellikle istatistiksel özelliklere sahiptir. Genellikle ileriye yönelik yapılan tahminlerde hiç yoktan tahminlerde bulunmaktansa, ölçünün ve ya ölçü grubunun geçmişteki günler veya aylar boyunca nasıl davrandığını yakından inceleyerek ilerisi için analizler yapılır. Ölçü stokastik, yani değişken bir miktar olduğu için talebi incelerken matematikten ve özellikle istatistikten faydalanılır. Genel olarak stokastik modeller planlama/tasarım için veri üretmek ya da süreçlerin gelecekteki değerlerini tahmin etmek/ senaryolar üretmek amacıyla, karar verme sürecinin önemli bir bileşeni olarak kullanılabilir (Baran ve Bacanlı, 2006).

3.1 Durum- Uzay Modeli

Literatürde durum uzay modeli "state space" model olarak bilinir. Bu yöntem çözümlenemeyen bir dinamik sistemin çözümlenebilmesi için durum değişkenlerinin bulunmasına dayanan son derece pratik ve kullanışlı bir modeldir. n. dereceden dinamik bir denklemin

$$y_{i+1} = a_{0,i}y_i + \cdots + a_{n-1,i}y_{i-n+1} + u_i \ , \ i \geq 0 \qquad \textbf{(3.1)}$$

iken u_i nin beyaz gürültüyü ifade ettiği varsayılarak $E(u_i, u_j) = R_u = Q_i\delta_{ij}$ ve başlangıç değerlerinin $\{y_0, y_{-1}, \ldots, y_{-n+1}\}$ ve de kovaryans matrisinin nxn boyutunda $P_0 = E(y_{-j}, y_{-k})$, $j,k \in \{0, n-1\}$ olduğu düşünülürse $E(u_i, y_i) = 0$, $i \geq 0; j \geq 0$' dır. Yani gürültü tahminde istatistiksel olarak bağımsızdır. Tüm bu denklemler matris biçiminde aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$\vec{x}_{i+1} = \begin{bmatrix} y_{i+1} \\ y_i \\ y_{i-1} \\ \vdots \\ y_{i-n+2} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} a_0 & a_1 & \dots & a_{n-2} & a_{n-1} \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}}_{A} \underbrace{\begin{bmatrix} y_i \\ y_{i-1} \\ y_{i-2} \\ \vdots \\ y_{i-n+1} \end{bmatrix}}_{\vec{x}_i} + \underbrace{\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}}_{G} u_i$$

Bu gösterim ve aşağıdaki denklemlerle ifade edilen modellere durum uzay modeli denir.

$$\vec{x}_{i+1} = A\vec{x}_i + Gu_i \quad \textbf{(3.2)}$$

$$\vec{y}_i = H_i\vec{x}_i \quad \textbf{(3.3)}$$

(3.2) denklemine durum denklemi, **(3.3)** denklemine de çıktı ya da konum denklemi denir. **(3.2)** denkleminden de görüldüğü üzere $\vec{x}_{i+1}$ değeri $\vec{x}_i$ ve u_i' nin doğrusal birleşimidir. **(2.17)** ve **(3.3)** denklemleri genellikle süreç modeli ya da ölçüm modeli olarak isimlendirilir. Bu denklemler çoğu tahmin modelinin temelini oluşturmaktadır. Kalman filtresi de bu modele dayanır (Welch ve Bishop, 2001).

3.2 Kullanıcı Tasarım Problemleri

Lineer sistem teorisinde genellikle "*observer design problem*" olarak nitelendirilen kullanıcı tasarım problemlerine rastlamak mümkündür. Temel problem lineer sistemin başlangıç değerlerine karar verme kısmıdır. Genellikle bu kısım "black box" kara kutu olarak isimlendirilir. Çünkü filtreleme sonucu elde edilen sonuçların nereden geldiği kesin olarak algoritmanın içinde nelerin olduğu bilinmez. Bu durumun açık örneği olarak yapay sinir ağları gösterilebilir. Çoğu yaklaşım durum uzay modeli baz alınarak tasarlanmıştır. Bu model genellikle lineer stokastik denklem ile çözümlenir **(3.4)**. Modelin bu aşamasına işlem modeli denir.

$$x_k = A.x_{k-1} + B.u_k + w_{k-1} \quad \textbf{(3.4)}$$

İşlem modelinin yanında sistemin birde ölçüm modeli vardır. Ölçüler ve işlem sonucu elde edilen değerler arasında ki ilişkiler bu modelle tanımlanır. Bu model lineer olarak **(3.3)** denklemi ile ifade edilir.

$$z_k = H.x_k + v_k \quad \textbf{(3.5)}$$

w_k ve v_k rastlantısal değişkenlerdir, işlem ve ölçüm modellerindeki gürültüleri ifade ederler.

4. ENTERPOLASYON YÖNTEMLERİ

4.1 Giriş

Enterpolasyon, belirli bir konumdaki bilinmeyen fonksiyonel bağımlılık değerinin civar konumlardaki bilinen fonksiyonel bağımlılık değerlerinden yararlanarak belirlenmesi işlemidir. Jeodeziye daha yatkın bir tanımlama yapılmak istenirse, ölçme noktalarındaki ölçme büyüklükleri yardımıyla ölçme yapılmamış noktalardaki olası ölçme büyüklüklerinin kestirimidir (Yanalak,1997). Kısacası bilinen noktaların sınırladığı bölge içinde kalan bilinmeyen noktaların değerlerinin tespitine enterpolasyon denir.

Tanımı matematiksel ifadelerle somutlaştırılmak istersek; enterpolasyon n boyutlu P_i noktalarındaki m boyutlu vektörleri kullanarak n boyutlu P_k noktalarındaki m boyutlu vektörlerin bulunmasıdır (Güler, 1978).

Enterpolasyon yöntemlerinde 3 farklı yaklaşım mevcuttur. Bu yaklaşımlar;

1. Araziyi bütün olarak tek bir fonksiyon ile enterpole etmek,
2. Alt kümeler tanımlayıp araziyi parça parça enterpole etmek,
3. Nokta nokta enterpole etmek,

şeklinde ifade edilebilir (Güler,1978).

Günümüz şartları düşünüldüğünde ve bir mühendis olarak ekonomik bir tasarım yapılmak istenildiğinde, bir arazinin ya da genel anlamda bir bölgenin her noktasında ölçme yapmak imkânsızdır. Bunun için genellikle belirli bir sistem dahilinde ya da sistem dahilinde alınmayan ölçme sonuçlarının kullanılması ile bilinmeyen noktaların değerlerinin elde edilebilmesi için farklı yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler arasında;

- Lineer Enterpolasyon
- Polinomlarla Enterpolasyon
- Doğal Komşuluk
- Ağırlıklı Ortalama Yöntemi
- Kriging Yöntemi
- Radyal Bazlı Yöntemler
- Bulanık Mantık
- Yapay Sinir Ağları
- Dalgacık Yöntemi

gösterilebilir. Tüm bu yöntemler göz önünde bulundurulduğunda en doğru sonucu en hızlı şekilde veren yöntemin belirlenmesi önemlidir. Ancak dikkat edilmelidir ki, bir uygulama için en uygun görünen yöntem, bir başka uygulama için aynı doğrulukta çalışmayabilir. Bunun için farklı tipte uygulamalarda bu yöntemlerin karşılaştırılmasında yarar vardır.

4.2 Ağırlıklı Aritmetik Ortalamayla Enterpolasyon

Ağırlıklı ortalama yöntemi, çok basit bir algoritmaya sahip olması ve programlama tekniği açısından uygun olması nedeniyle tercih edilen ve yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Basit bir yöntem olarak gözükmekle birlikte, birçok uygulamada etkin sonuç vermektedir. Basit olarak, kestirim noktasındaki yüzey değeri, dayanak noktalarındaki yüzey değerlerinin ağırlıklandırılmış ortalamasının alınmasıyla hesaplanır. Kestirim noktalarına yakın olan dayanak noktalarının etkisi daha fazla, uzak noktaların etkisi ise daha azdır **(4.1)**. (Açıkgöz, 2002, alıntılayan Alkanalka ve Bayram, 2007)

$$Zj = \frac{\sum_{i=1}^{n} Zi.Pi}{\sum_{i=1}^{n} Pi} \quad \textbf{(4.1)}$$

$$Pi = \frac{1}{s_i^c} \quad \textbf{(4.2)}$$

Burada, s_i değeri aranan noktanın bilinen noktalara uzaklığını, Zj bilinmeyen noktanın değerlerini, Z_i bilinen noktaların ölçme değerlerini, Pi bilinen noktaların ağırlıklarını, c ise yöntemin derecesini ifade eder.

(4.1) ve **(4.2)** incelendiğinde açıkça görüleceği üzere bilinmeyen noktanın değerinin tespit edilmesinde, noktadan uzaklaştıkça bilinen noktanın etkisi uzaklığının karesi ile azalmaktadır. Bu yüzden algoritmayı sadeleştirmek, algoritmaya hız kazandırabilmek için mesafe sınır şartı koymak akıllıca bir yöntem olabilir.

4.3 Kriging Yöntemi

Kriging kestirim yöntemi geo istatistikte kullanılan ve birçok alanda yaygınlığı kanıtlamış bir yöntemdir. Bu tekniği ilk geliştiren D.G. Krige isimli Güney Afrikalı bir maden mühendisinden adını almaktadır. Kriging yönteminin temeli bölgesel değişkenler teorisine dayanır. (Martensson, 2002, alıntılayan Alkanalka ve Bayram, 2007). Kriging yöntemi ağırlıklı ortalama yöntemine benzer bir şekilde yakındaki noktalardan daha fazla etkilenmeyi sağlayan bir ağırlık modeli kullanır (Alkanalka ve Bayram, 2007).

Kriging daha önceden tanımlanmış bir kovaryans modelinden hesap varyansını minimize eden lineer regresyon setidir. Kriging enterpolasyon yönteminde bir bölgede enterpole edilecek olan parametrelerin bölgesel bir değişken olduğu kabul edilir (İnal vd., 2002).

Kriging enterpolasyon yöntemini diğer enterpolasyon yöntemlerinden ayıran en önemli özellik variogram kullanması ve tahmin edilen her bir nokta veya alan için bir varyans değerinin hesaplanabilmesidir ki bu tahmin edilen değerin güven derecesinin bir ölçüsüdür (Başkan, 2004 alıntılayan Yaprak ve Arslan, 2008).

Kriging enterpolasyon yöntemi simple kriging, ordinary kriging ve universal kriging olarak üç gruba ayrılabilir. Her bir kriging yöntemi matematiksel algoritma ve hesaplama tekniği açısından farklılıklar gösterir.

Bilinmeyen bir x_0 noktasının değeri $Z(x_0)$, ölçme değerleri bilinen $Z(x_i)$ (i=1,2...n olmak üzere) değerleri kullanılarak **(4.3)** denklemi kullanılarak hesaplanabilir.

$$\hat{Z}(x_0) - m(u) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i(x_0).[Z(x_i) - m(u_\alpha)] \qquad \textbf{(4.3)}$$

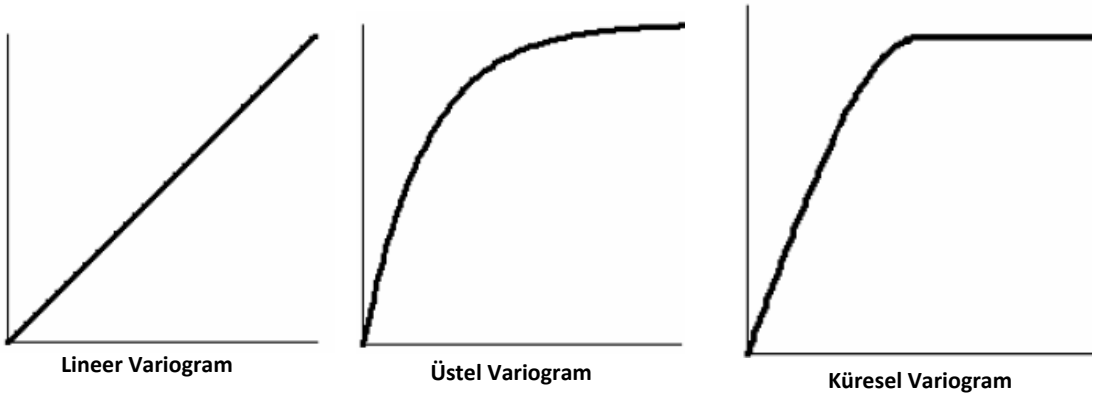
$R(u)=Z(u)-m(u)$ **(4.4)**

Burada m(u) ve $m(u_\alpha)$ için $Z(x_0)$ ve $Z(x_i)$ değerlerinin ümit değeri ya da ortalamasıdır. İşlem rahatlığı açısından bu değerler çıkarılarak işlem yapmak mantıklı olacaktır. λ_i ise her i noktasının ağırlığını ifade eder. Bu ağırlığın tespit ediliş şekli kriging enterpolasyonunun türünü belirler. Kriging yöntemini diğer yöntemlerden ayıran en önemli özelliklerden birinin varyansların belirlenmesi olduğu vurgulanmıştı. Kriging varyansı **(4.5)** denklemi ile belirlenebilir.

$$\sigma_k^2(x_0) = Var\left(\hat{Z}(x_0) - Z(x_0)\right) =$$
$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_i(x_0)w_j(x_0)c(x_i,x_j) + Var(Z(x_0)) - 2\sum_{i=1}^{n} w_i(x_0)c(x_i,x_0) \quad \textbf{(4.5)}$$

Kriging yönteminin bir diğer avantajının variogram kullanması olduğu söylenmişti. Variogram teorik ve deneysel olmak üzere ikiye ayrılır. Teorik variogram $2\gamma(x,y)$, Z(x) rastgele değişkenler kümesinin mekansal bağımlılığının derecesi belirten bir fonksiyondur (**4.6**). x ve y noktalarının artığının karesi olarak da ifade edilebilir. Şekil 4.1' de birkaç farklı tipte teorik variogram gösterilmiştir.

$$2\gamma(x,y) = E(|Z(x) - Z(y)|^2) \quad \textbf{(4.6)}$$



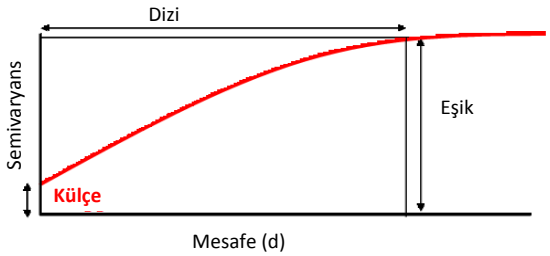
Şekil 4.1: Teorik variogram çeşitleri

Burada kısaca bazı tanımlardan bahsetmek yararlı olacaktır. Çizelge 4.1 de belirtilen nugget (külçe) ve range (dizi) ve de Şekil 4.2' de gösterilen sill (eşik) kavramlarını tanımlamak gerekirse, külçe; belirsiz z değerlerinin ölçülmesi ve sonuç değerin

kesinleştirilmesidir. Dizi ise; birbiri ile ilişkili veriler kümesidir. Sill; z'nin toplam değişimini yaklaşık olarak ölçme olarak tanımlanmaktadır (Alkanalka ve Bayram, 2007).

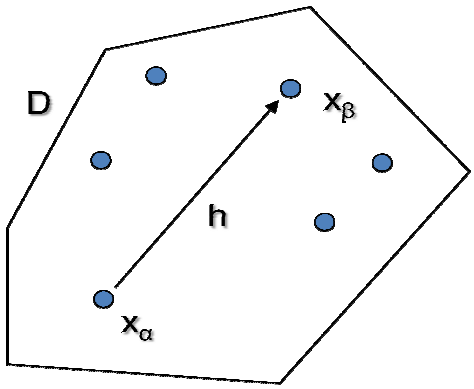
Çizelge 4.1: Çeşitli Variogram Modelleri (Yiğit,2003 alıntılayan Yaprak ve Arslan, 2008)

Variogram Modeli	**Fonksiyon**	**Durum**
Gauss	$\gamma(h) = Co + C(1 - \exp\left(\frac{-S^2}{a^2}\right))$	
Üstel	$\gamma(h) = Co + C(1 - \exp\left(\frac{-S}{a}\right))$	
Küresel	$\gamma(h) = Co + C(\left(\frac{3S}{2a}\right) - \left(\frac{S^3}{2a^3}\right))$ $\gamma(h) = Co + C$	$(0 \leq s \leq a)$ $s > a$
Lineer	$\gamma(h) = Co + C.S$	
Logaritmik	$\gamma(h) = Co + C.\log(S)$	$s > 0$
(a=yapısal uzaklık/etki alanı (range),s=yatay mesafe, Co=Külçe Etkisi (nugget effect))		



Şekil 4.2: Variogram modeli ve bileşenleri (Alkanalka ve Bayram, 2007)

Teorik variogram kullanılmadan önce deneysel variogram her bir nokta için mevcut verilerle hesaplanır **(4.8)**. Bu hesaplar sonucu oluşturulan nokta bulutunun hangi teorik variograma benzediği belirlenerek; sonraki aşamalarda bu belirlenen teorik variogram hesaplamalarda kullanılır. Şekil 4.3' deki gibi bir nokta kümesine sahip olduğumuzu düşünelim; h x_α'dan x_β'ya bir vektör olsun **(4.7)**, bu halde deneysel variogram bu noktaların farklarının karelerinin yarısına eşittir ve bu değere yarım variogram denir.

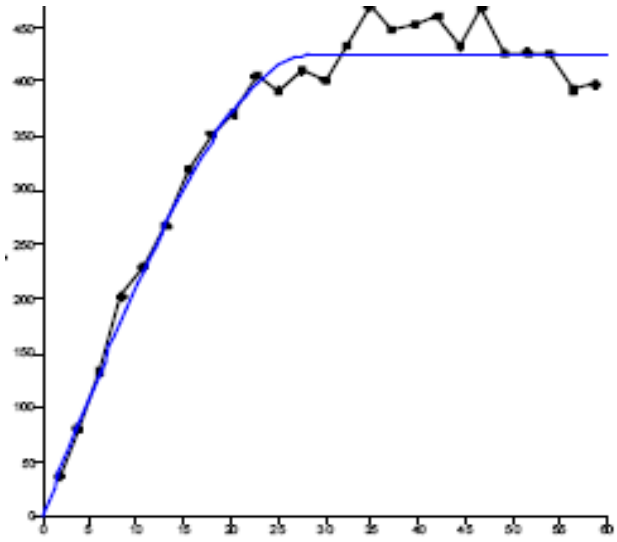


Şekil 4.3: Deneysel variogramın belirlenmesi

$$x_\beta = x_\alpha + h \tag{4.7}$$

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2}(z(x_\alpha + h) - z(x_\alpha))^2 \tag{4.8}$$

n tane nokta için bu işlemler tekrar gerçekleştirilip kartezyen koordinat sisteminde gösterildiğinde bu noktalar kümesine göre en uygun teorik variogram seçilir (Şekil 4.4).



Şekil 4.4: Teorik variogramın seçilmesi

Teorik variogram belirlendikten sonra, bu variogram değerleri ile kovaryans matrisi hesaplanır **(4.9)**.

$$C(h) = C(0) - \gamma(h) \quad \textbf{(4.9)}$$

$$C(h) = Cov\{R(u), R(u,h)\} = E\{R(u).R(u+h)\} \quad \textbf{(4.10)}$$

(4.9) ve **(4.10)** denklemleri ile C(0) bulunduktan sonra ağırlıklar ve varyansları **(4.11)** ve **(4.12)** denklemleri ile bulunabilir.

$$K\lambda_{x_\alpha, x_\beta}(u) = k$$

$$\lambda_{x_\alpha, x_\beta} = K^{-1}k \quad \textbf{(4.11)}$$

$$\sigma^2_{x_\alpha, x_\beta}(u) = C(0) - \lambda^T_{x_\alpha, x_\beta}(u)k \quad \textbf{(4.12)}$$

Bu denklemlerde K matrisi

$$\begin{bmatrix} C(1,1) & C(1,2) & \cdots & C(1,\alpha) \\ C(2,1) & C(2,2) & \cdots & C(2,\alpha) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ C(\alpha,1) & C(\alpha,2) & \cdots & C(\alpha,\alpha) \end{bmatrix} \quad \textbf{(4.13)}$$

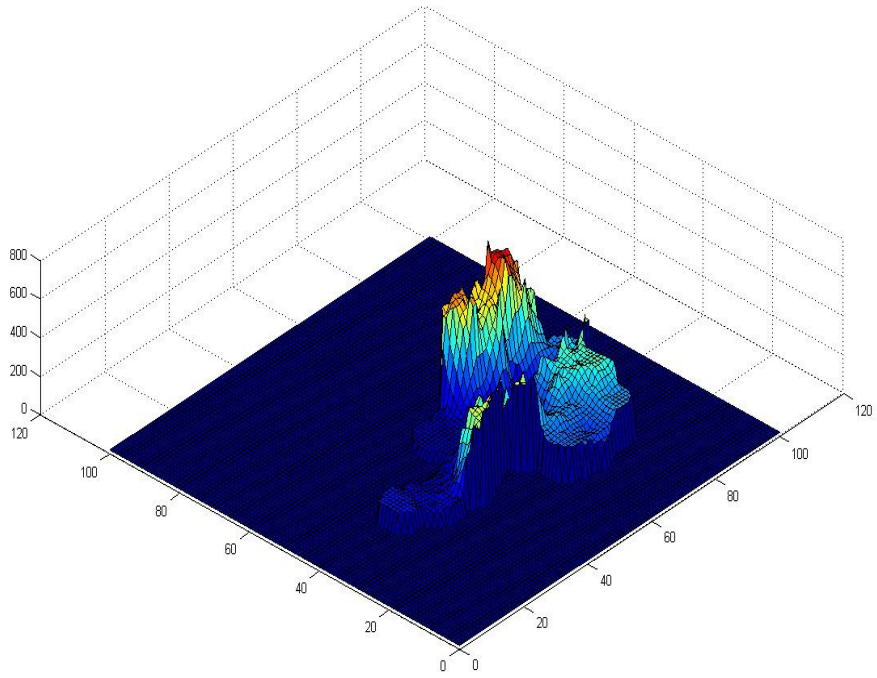
ve k matrisi ise

$$\begin{bmatrix} C(0,1) \\ C(0,2) \\ \vdots \\ C(0,\alpha) \end{bmatrix} \quad \textbf{(4.14)}$$

şeklinde ifade edilir.

Yukarıda bahsedilen 3 farklı kriging çeşidi zaman içerisinde araştırmanların katkılarıyla artmıştır. Bunlar arasında Block, Indicator, Disjunctive, Cokriging, Zonal ve Blind Kriging enterpolasyon yöntemleri gösterilebilir.

Kriging yöntemi genellikle boyutsuz büyüklüklerin hesaplanmasında ya da başka bir deyiş ile tek boyutlu büyüklüklerin hesaplanmasında kullanılır. Mesleğimizde genellikle sayısal arazi modellerinin belirlenmesi, geoit ondülasyonunun belirlenmesi gibi uygulamalarda sıkça kullanılmaktadır (Şekil 4.5).



Şekil 4.5: Kriging enterpolasyon yöntemi ile yüzey oluşturulması

4.4 Yarıçapsal Tabanlı Fonksiyon Yöntemi

Bu enterpolasyon yöntemi yabancı literatürde "Radial Basis Function" olarak nitelendirilmektedir. Bu yönteme "Yarıçapsal Tabanlı Fonksiyon" veya "Bir Merkezden Her Yöne Yayılan Yöntem"'de denilebilir. Bu yöntemde farklı fonksiyonlar mevcuttur. Bu yöntemde kullanılan temel fonksiyonlar ise şunlardır;

Ters Multikuadrik: $$B(h) = \frac{1}{\sqrt{h^2 + R^2}} \quad \textbf{(4.15)}$$

Multilog: $B(h) = \log(h^2 + R^2)$ **(4.16)**

Multikuadrik: $B(h) = \sqrt{h^2 + R^2}$ **(4.17)**

Doğal Kübik Eğri: $B(h) = (\sqrt{h^2 + R^2})^{3/2}$ **(4.18)**

İnce Düz Eğri: $B(h) = (h^2 + R^2)\log(h^2 + R^2)$ **(4.19)**

Burada; h dayanak noktası ile kestirim noktası arasındaki rölatif mesafe, R^2 ise keyfi olarak tanımlanan düzleştirme katsayısıdır. Verilere uyum ve düz yüzeyler üretme konusunda, "multiquadratic" yöntem birçok bakımdan en iyi yöntemdir. "Radial Basis Function" yöntemlerinin tamamı, verileri temsil etmede kesin yöntemlerdir (Açıkgöz, 2002 alıntılayan Alkanalka ve Bayram,2007).

4.4.1 Multikuadrik enterpolasyon yöntemi

Multikuadrik enterpolasyon yöntemi Hardy (1971) tarafından önerilmiştir. Genellikle sayısal arazi modellerinin oluşturulmasında kullanılmaktadır. Bu enterpolasyon yönteminin amacı dayanak noktalarının tümünü aynı anda kullanarak araziyi tek bir fonksiyonla ifade etmektir. Yöntemin uygulanmasında öncelikle, m sayıdaki dayanak noktası kullanılarak bir eğilim (referans) yüzeyi geçirilir. Bu yüzey için polinom, harmonik seri veya trigonometrik fonksiyonlar kullanılabilir. Şimdiye kadar yapılan uygulamalar 1. veya 2. dereceden bir polinomun yeterli olduğunu göstermiştir (Leberl,1973 alıntılayan Yanalak, 1997). Hardy tarafından önerilen yöntem **(4.20)**' de gösterilmiştir.

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^{n} c_i \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + \Delta^2} \quad \textbf{(4.20)}$$

Burada n kontrol noktasının sayısı, c_i bir katsayıdır. Yüzeyin yumuşaklığını belirleyen Δ^2 sıfır olarak alınabilir. Ancak oluşturulacak matriste köşegen sıfır olacağı ve bu da matris çarpımında zorluğa neden olacağı için bu değer çok küçük bir değer olarak ya da denenerek seçilebilir. Hardy (1990) bu katsayı için **(4.21)** bağıntısını önermektedir.

$$\Delta^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{n(n-1)} \quad \textbf{(4.21)}$$

Doğrusal denklem takımı şeklinde yazmak istersek denklemimiz;

$$\left[(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2\right]^{1/2} = a_{ij} \quad \textbf{(4.22)}$$

şeklinde olacaktır ve katsayıları belirlemek için kontrol noktaları ile

$z_1 = a_{11}c_1 + a_{12}c_2 + a_{13}c_3 + \cdots + a_{1n}c_n$

$z_2 = a_{21}c_1 + a_{22}c_2 + a_{23}c_3 + \cdots + a_{2n}c_n$

...

$z_n = a_{n1}c_1 + a_{n2}c_2 + a_{n3}c_3 + \cdots + a_{nn}c_n$

Şeklinde ifade edilebilir. Bu denklemleri matris formunda ifade etmek istersek katsayılar matrisi A ile c bilinmeyen multikuadrik katsayılarının çarpımı bize z'yi verecektir **(4.23).**

$$\underline{\mathbf{A}}\ \underline{c} = \underline{z} \quad \textbf{(4.23)}$$

(4.23) denklemi kullanılarak ve z nin kontrol noktalarının bilinen değerleri olduğu düşünülerek; A matrisinin tersi alınıp z ile çarpılırsa;

$$\underline{c} = \underline{\mathbf{A}}^{-1}\ \underline{z} \quad \textbf{(4.24)}$$

c bilinmeyen katsayıları **(4.24)** ile kolaylıkla bulunabilir. Kontrol noktalarından elde edilen bu katsayılar yardımı ile bilinmeyen değerler **(4.25)** denklemi ile bulunabilir.

$$x_R = \sum_{i=1}^{n} c_i \sqrt{\left(x_W - x_{Wi}^C\right)^2 + \left(y_W - y_{Wi}^C\right)^2} \quad \textbf{(4.25)}$$

5. ZAMAN SERİLERİ ANALİZİ

5.1 Giriş

Gözlem değerlerinin bir zaman değişkenine göre sıralanmasıyla (değişmesine, farklı sonuçlar doğurmasına) elde edilen serilere "zaman serisi" denir. Zaman serileri, zamana bağlı bir ya da birçok değişkenin kayıt edilmesi sonucu ortaya çıkan fonksiyonlardır. Bildik en uzun süreli zaman serisi kaydı Nil nehri su seviyesine aittir.

Zaman serileri analizleri, birçok bilim dalında çok önemli yer tutar. Zaman serisinin X(t) uzunluğu, kesintisiz oluşu gibi etkenler analizler için önemlidir. Bir zaman serisini oluşturan bileşenler incelendiğinde zaman serisi aşağıdaki şekilde ifade edilir.

Zaman serisi çözümlemesi herhangi bir zaman serisine düzensiz görünüm veren dalgalanma veya hareketlerin neden kaynaklandığını bularak zaman serisini bileşenlerine ayırmak, bunların gelecekte alacakları değerleri tahmin etmek ve nihayet bileşenleri birleştirerek belirli bir tahmin değerine ulaşmak ile ilgilidir.

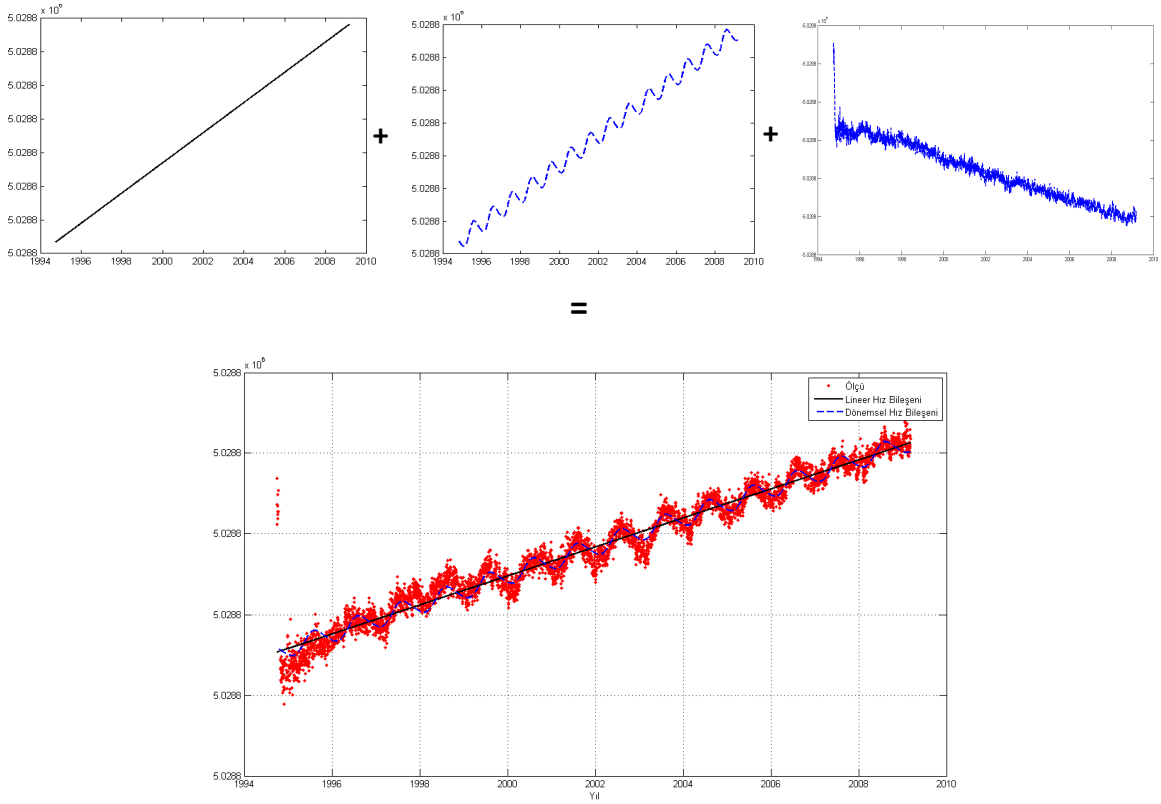
Bu kısımda akıllara bu analizlerin neden yapıldığı gelebilir. Zaman serileri analizleri esasta iki amaç için yapılmaktadır. Öncelikle, geçmiş dönemlere ilişkin gözlem değerleri yardımıyla geçmişi açıklayarak, geleceğe yönelik tahminler yapmaktır. Diğer amaç ise seride etkili olan herhangi bir faktörün etkisinin belirlenmesidir. Bu etki anlık bir olay ya da belli bir zamana yayılmış olaylar bütünü olabilir. Bu sayede etki, derecesi belirlenerek ileri ki zamanlar için önlemler alınmakta ya da düzenlemeler yapılmaktadır.

Seri değerlerinin gidişinde bazı değişme ve düzensizlikler görülebilir. Bu değişme ve düzensizlikler dört faktörün (bileşenin) varlığından ve bunların etki yön ve şiddetinin farklılığından kaynaklanır. Bunlar;

1. Trend – eğilim
2. Mevsimlik Dalgalanmalar - Dönemsel

3. Konjonktürsel Dalgalanmalar
4. Düzensiz Hareketler – Gürültü (Şekil 5.1)

bileşenleridir.



Şekil 5.1: Zaman serisi bileşenleri

$$X(t)=Bi+Pi+Ti+Si \qquad \textbf{(5.1)}$$

Burada Bi belirsiz kısım, Pi dönemsel kısım veya spektral bileşen, Ti artış veya azalış şeklinde trend Si sıçrama bileşenini ifade eder. Bazı araştırmanlar aylık zaman serileri için bu yaklaşımları **(5.2)** ile vermektedir (Göktaş,2005).

$$X(t)=Bi.Pi.Ti.Si \qquad \textbf{(5.2)}$$

Hemen her ölçmeyi zaman süreci içinde etkileyen çeşitli faktörler vardır. Bu faktörleri etkisiyle seride az çok bir sapma meydana gelebilirse de, uzun bir sürede faaliyetin ana eğilimi sabit bir durum gösterebilir. İşte bir zaman serisinin uzun dönemde belli bir yöne doğru gösterdiği ana eğilime trend (eğilim) veya uzun dönem eğilimi adı verilir. Ancak; eğilimin yön ve şiddet açısından hep aynı kaldığı söylenemez. Bağlı olduğu faktörlerin şiddet derecesindeki değişimlere göre eğilimdeki artış veya azalış miktarı değişebilir.

Mevsim etkisiyle bir yıllık aralıklarla düzenli bir şekilde tekrarlanan dalgalanmalara mevsimlik dalgalanma denir.

Zaman serileri iki ana başlık altında toplanabilir. Bunlar; zaman içerisinde durağan seriler, diğeri ise kararlı durağan olmayan serilerdir. Giriş ve çıkış bağıntılarının zamana bağlı olmadığı sistemler kararlıdır. İstisnasız bütün tabi sistemler zamanla değişirler; fakat değişimin tanımlanıp modele uyarlanması zor olduğundan sistem analizinde genelde zamanla değişmezlik kabulü yapılır ki genelde bu sistemin gerçekliğinden uzaklaşmak demektir. Durağan olmayan işaretler zaman içerisinde değişen spektral bileşenlere sahiptirler. Bu tür zaman serilerine tabiatta sıklıkla karşılaşılmaktadır.

Stokastik bir süreç izleyen zaman serilerinde, serinin durağan (stationary) olup olmadığı çok önem kazanmaktadır. Stokastik veya rastlantısal (random) bir değişkenin zaman içerisinde ortalaması, varyansı ve oto kovaryansının sabit olması şeklinde ifade edebileceğimiz durağanlık kavramı, serinin değerlerinin belli bir değere yaklaşmasını ya da beklenen değerin etrafında dalgalanmadığını ifade eder. Zaman serileri alanında yapılan çalışmaların büyük çoğunluğu belirsiz ve bilinmeyen gelecek hakkında doğru kestirimler yapmaya yöneliktir. Eğer bir stokastik süreç durağan değilse, serinin davranışı sadece ele alınan tahmin dönemi için geçerli olacaktır. Ancak seri hakkında diğer dönemler hakkında bir genelleme yapılamayacaktır. Zaman serileri spektral ve zamansal olmak üzere iki farklı şekilde analiz edilebilir.

5.2 GPS

İlk kadastral haritaların M.Ö. Mısırlılar zamanında, her selden sonra tarlaların sınırlarının kaybolması sorununun ortadan kaldırılması için üretildiği bilinmektedir. O zamanlardan beri konum bilgisi üretmek insanoğlunun önemli sorunlarından birini oluşturmuştur. Çünkü ölçme sistem ve araçlarında ki doğruluk her zaman önemli olmuştur. İlk önceleri basit araçlarla yapılan ölçme işlemleri yerini gelişen teknolojilerle modern cihazlara bırakmışlardır. Karşılaşılan her sorun, gelişen teknoloji sayesinde sorunların üstesinden gelecek cihazların icat edilmesine yol açmıştır. Daha kolay, hızlı ve de daha doğru konum belirleme isteği insanları teknolojinin sınırlarının zorlanmasına itmiştir. İlk işlevsel navigasyon sistemi olan

TRANSIT 1959 yılında Johns Hopkins uygulamalı fizik laboratuarı (APL) tarafından geliştirilmiştir. İlk uydu Transit 1959 yılında yörüngeye oturtulmuş, 1963'te Aerospace derneği, dünyanın her yerindeki araçların 3 Boyutlu konumlarının uzaydan rahatlıkla belirlenebileceği bir navigasyon sistemin geliştirilmesi için çalışmalarına başlamıştır. Bu "Global Konumlama Sistemi" yani ingilizcesi ile Global Positionig System (GPS)'in temel mantığını oluşturmaktaydı. 1974 yılında ABD Savunma Bakanlığı gelecekteki askeri navigasyon amaçlarını karşılamak için bir proje başlatmış ve böylece NAVSTAR-GPS (Navigation Satellite Timing And Ranging-Global Positioning System) doğmuştur. 28 Haziran 1983 tarihinde ise Savunma Bakanlığı tarafından GPS' in sivil kullanımına izin verilmiştir. GPS uzay segmentinde 6 yörüngede (orbit) dörder uydu olmak üzere toplam 24 uydu bulundurmaktadır. Bu uygular yerden 20200 km yüksekliktedir. Bu sistemin tamamı 9 Mart 1994'te tamamlanmıştır (Khan,2005). GPS üç ana bölümden oluşmaktadır. Bunlardan ilki olan uzay bölümü GPS uydularından oluşmaktadır. Bu uydular iki modüle edilmiş frekansta yayın yaparlar. Bu iletim uydularda bulunan atomik saatlerle kontrol edilir. Uydular aynı zamanda navigasyon bilgilerini içeren mesajlar gönderirler. Ayrıca kontrol ve kullanıcı bölümleri bulunmaktadır. Kontrol bölümü Colorado Springs'te bulunan bir ana istasyon ile dünya üzerinde bulunan 4 adet gözleme istasyonundan oluşmuştur. Kontrol kısmının amacı uydu sinyallerini gözleyip efemerisi (uydu yörünge parametrelerini) önceden belirlemek, uydu saatini kalibre etmek ve navigasyon mesajlarını dönemsel olarak güncelleştirmektir. Kullanılan yönteme göre mm mertebesinde doğruluk sağlamasından dolayı günümüzde yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle deformasyon analizinde ve kıta hareketlerinde hızlı, yüksek doğruluklu ve ekonomik sonuçlar vermektedir.

GPS ile elde edilen anlık doğruluk birçok amaç için yeterli olmakla birlikte bazı navigasyon uygulamalarında daha yüksek doğruluklara gereksinim duyulmaktadır. Bu ise mevcut GPS sisteminden anlık konum belirlemede yararlanabilme olanaklarını kısıtlamaktadır. Bununla birlikte, istenen navigasyon amaçlı doğruluklara DGPS gibi bazı özel teknikler kullanılarak erişilebilmektedir (Kahveci ve Yıldız, 2005).

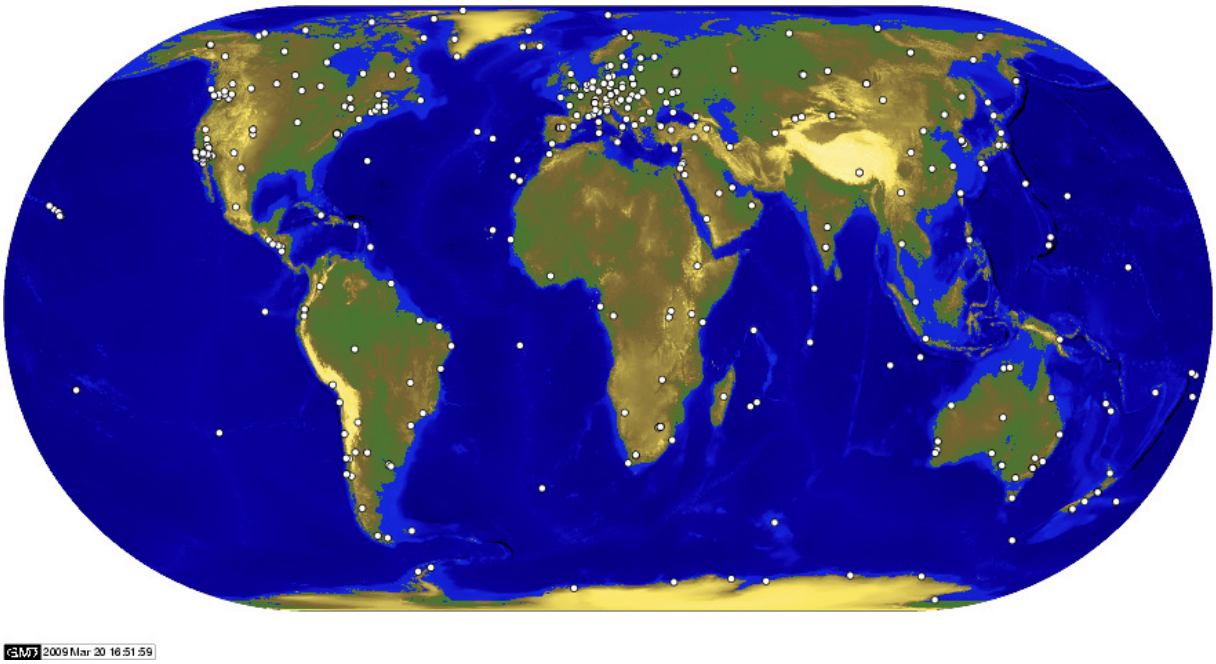
GPS kusursuz bir konum belirleme sistemi değildir. GPS' in konum belirlemesini olumsuz etkileyen bazı etkiler mevcuttur. Bunlar arasında Trofosferik etkiler, İyonosferik etkiler, Multipath, Tam sayı belirsizliği, Gel-git etkileri vb. gösterilebilir.

5.3 IGS (International GPS Service for Geodynamics)

IGS (International GPS Service for geodynamics) 1989 yılında GPS ürünleri ile jeodezik ve jeofizik araştırmalara destek olmak için dünya çapında ki 200'den fazla kuruluş tarafından oluşturulmuş bir örgütlenmedir. Tüm yeryüzüne dağılmış ve sayıları 2002 yılı itibarıyla 295 olan jeodezik standartlara sahip sürekli izleme istasyonuna sahiptir. GPS ve GLONASS uyduları sayesinde IGS yüksek doğrulukta veri sağlamaktadır. IGS sayesinde sağlanan yörünge doğruluk bilgisi ± 0.05 m civarındadır (Kahveci ve Yıldız, 2005). Servis 125 uydu izleme istasyonu, 3 veri merkezi ve 7 analiz merkezini bünyesinde bulundurmaktadır. Global izleme istasyonlarından sayesinde;

- Yüksek doğruluklu GPS uydu efemerisleri
- Yer dönme parametreleri
- IGS izleme istasyonları koordinatları ve bu noktalara ait hız vektörleri
- GPS uydu ve IGS izleme istasyonlarına ilişkin saat bilgileri
- Zenit gecikmeleri

belirlenebilmektedir.



Şekil 5.2: Dünya'daki IGS izleme istasyonları (URL 3)

5.4 Gel – Git Etkisi

GPS ölçmeleri her ne kadar mm doğrulukta sonuç verse de, bu sonuca ulaşana kadar sinyaller, ortadan kaldırılması, modellenmesi gereken etkilerle donanmıştır. Bu etkiler, trofosferik etkiler, iyonosferik etkiler, multipath ve gel – git etkileri olarak nitelendirilir. Doğru sonuçların elde edilebilmesi için bu etkilerin ortadan kaldırılması gerekmektedir. Çalışma kapsamında bu etkilerden sadece gel – git etkisi ile ilgilenildiğinden ve diğer etkiler konusunda geniş bir literatür bilgisi olduğundan sadece bu etkiden kısaca bahsedilecektir.

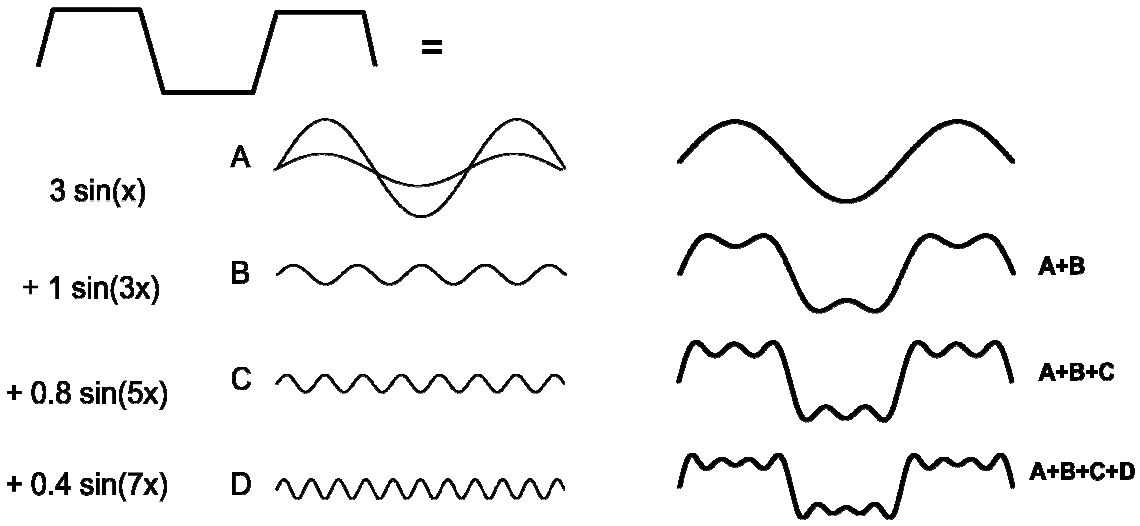
Yeryuvarı, güneş ve ay başta olmak üzere diğer gezegenlerle etkileşim içindedir. Yeryuvarının güneş etrafında ki yörüngesinde dolanması sırasında dünya, konumuna bağlı olmak üzere bir merkezkaç kuvveti etkisi altındadır. Bu kuvvet yerin bütün noktalarında aynıdır. Güneşin çekim etkisi bir yeryüzü noktasında konumuna bağlı olarak değişim gösterdiğinden söz konusu merkezkaç kuvveti, yeryüzünün merkezi hariç diğer noktalarında güneşin çekim etkisini dengeleyememesi sonucunda artık kuvvetler olarak ortaya çıkmaktadır. Aynı etki ay için de söz konusudur. Bu artık kuvvetler sonucunda yerin bütün noktalarında bir potansiyel değişimi gözlenir. Bu değişim yükseklik bileşeninde -11 ile ekvatorda +22 cm arasında değişen alçalmalar ve yükselmeler gösterir (Koçak, 2004).

Ayın ve güneşin çekim etkisi sonucu oluşan gel – git olayının yer noktalarına hem doğrudan hem de dolaylı etkisi vardır. Doğrudan etkiler karasal ve okyanussal etkiler olarak bilinir. Okyanussal gel – gitler büyük su kütlelerinin kütle çekimine gösterdiği tepkiyle ilgilidir. Okyanus yüzeylerinin bu çekim etkisiyle yükselip, alçalması, kıyı veya kıyıya yakın noktalarda konum değişmelerine neden olmaktadır. Bu tür bir etki de dolaylı etki olarak sınıflandırılır.

6. SPEKTRAL ANALİZ

6.1 Fourier Analizine Giriş

Zaman serilerinin güç spektrumunu elde etmek için ve dönemsel etkileri anlamak için kullanılan en genel teknik Fourier analizidir. Fourier teoremine göre herhangi bir dönemsel sinyal, frekansları sinyalin temel frekansının harmonikleri olan uygun seçilmiş genlik ve faz açısına sahip sinüs dalgalarının toplamından oluşur (Kurt,2008) (Şekil 6.1).



Şekil 6.1: Fourier dönüşümü ile sinyalin modellenmesi

Periodogram ve güç spektrumu, birbirlerinin yerine çok kullanılan kavramlardır. Aynı şeyi ifade etmekle beraber aralarındaki temel ayrım şudur: Güç spektrumu sürekli zaman üzerinden alınan entegralle tanımlanan teorik bir değerdir. Periodogram ise sadece sonlu miktardaki kesikli veriden elde edilen bir tahmin değeridir.

Hızlı Fourier Dönüşümü yani yabancı literatürdeki söylemi ile "Fast Fourier Transform (FFT)" endüstriyel, askeri ve bilimsel problemlerin çözümünde temel bir araç olarak kullanılmaktadır. 1965'ten itibaren FFT kullanımı hızla artmıştır.

Özellikle kişisel bilgisayarlarda gerçekleşen devrim ile adeta bir patlama yaşanmıştır (Brigham, 1998). Fourier dönüşümü hemen hemen her alanda kullanılmaktadır. FFT sayesinde getirilen basit ve anlaşılabilir algoritma, dönüşümün kullanımında gerekli olan eğitim ve ya deneyimi ortadan kaldırmaktadır. FFT mühendislik alanı başta olmak üzere; sayısal entegrasyon, uygulamalı mekanik, biomedikal, sinyal işleme, haberleşme, radar, elektro manyetik vb. gibi birçok alanda kullanılmaktadır.

Fourier dönüşümü sinyalin farklı frekanslı sinüzoidallerin toplamı şeklinde ifade edilmesine dayanır. Bu sayede sinyalin genlik ve frekans değerleri, sinüzoidallerin toplamından elde edilir.

$$H(f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)e^{-j2\pi ft}\,dt \qquad \textbf{(6.1)}$$

Burada h(t) sinyali, H(f) fourier dönüşümü, t zamanı, f frekansı ve j'de $\sqrt{-1}$ i ifade eder.

Geniş alandaki kullanımı dolayısı ile **(6.1)** denklemi bilgisayarlar için sonlu sayıda elemanlarla ifade etmek istersek

$$H(f) = \sum_{i=0}^{N-1} s(ti)e^{-j2\pi f_k ti}(t_{i+1} - t_i)\; k = 0,1, \ldots N-1 \qquad \textbf{(6.2)}$$

Burada eğer N adet veri ile hesaplama yapılacaksa ve amaç genlikleri hesaplamaksa; işlem süresi N^2 olur. Bu da bilgisayar ne kadar yüksek performanslı olursa olsun, hesap yükü doğurmaktaydı. Bu yüzden 1965 yılında Cooley ve Tukey FFT algoritmalarını yayınlayarak bu alanda çığır açtılar.

Genelde fourier dönüşümü karmaşık yapıdadır **(6.3).**

$$H(f) = R(f) + jI(f) = |H(f)|e^{j\theta(f)} \qquad \textbf{(6.3)}$$

Burada $R(f)$ gerçel kısmı, $I(f)$ ise karmaşık/ kompleks kısmı ifade etmektedir. Genlik ise **(6.4)**, faz açısı da **(6.5)** denklemi ile bulunabilir.

$$|H(f)| = \sqrt{R^2(f) + I^2(f)} \qquad \textbf{(6.4)}$$

$$\theta(f) = \arctan\left[\frac{I(f)}{R(f)}\right] \qquad \textbf{(6.5)}$$

Fourier dönüşümünde **(6.1)** denklemi tersinirdir. Yani ters "inverse" dönüşüm;

$$h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} H(f)e^{j2\pi ft}df \qquad \textbf{(6.6)}$$

şeklinde ifade edilebilir.

Eğer bir sinyal de fourier dönüşümü ve tersi uygulanabiliyorsa; dönüşüm elemanları h(t) ve H(f)' e dönüşüm çiftleri denir.

6.1.1 Fourier dönüşümünün özellikleri

6.1.1.1 Doğrusallık

x(t) ve y(t) iki farklı sinyal iken X(f) ve Y(f) bunların Fourier dönüşümleri olsun. Bu halde bu iki sinyalin toplamı fourier dönüşümlerinin toplamına eşittir **(6.7).**

$$\int_{-\infty}^{\infty}[x(t)+y(t)]e^{-j2\pi ft}dt = \int_{-\infty}^{\infty}x(t)\,e^{-j2\pi ft}dt + \int_{-\infty}^{\infty}y(t)\,e^{-j2\pi ft}dt = X(f)+Y(f) \qquad \textbf{(6.7)}$$

6.1.1.2 Simetri

h(t) ve H(f) fourier dönüşüm çiftleri ve H(t) ve h(-f) dönüşüm çiftleri ise

$$h(-t) = \int_{-\infty}^{\infty}H(f)e^{-j2\pi ft}df \qquad \textbf{(6.8)}$$

iken t ve f parametreleri değiştirilerek

$$h(-f) = \int_{-\infty}^{\infty}H(t)e^{-j2\pi ft}df \qquad \textbf{(6.9)}$$

yazılabilir.

6.1.1.3 Ölçeklendirme

Bir h(t) sinyalinin fourier dönüşümü H(f) olsun; ölçek faktörü k sıfırdan büyük reel bir sabit iken h(kt), t'=kt için fourier entegrali **(6.10)** şeklinde hesaplanabilir.

$$\int_{-\infty}^{\infty}h(kt)e^{-j2\pi ft}dt = \int_{-\infty}^{\infty}h(t')e^{-j2\pi t'\left(\frac{f}{k}\right)}\frac{dt'}{k} = \frac{1}{k}H\left(\frac{f}{k}\right) \qquad \textbf{(6.10)}$$

Eğer k negatif bir tamsayı ise eşitliğin sağ tarafı

$$\int_{-\infty}^{\infty}h(t')e^{-j2\pi t'\left(\frac{f}{k}\right)}\frac{dt'}{k} = \frac{1}{|k|}H\left(\frac{f}{k}\right) \qquad \textbf{(6.11)}$$

olarak hesaplanır.

6.1.2 Fourier serileri

y(t), T_0 periyotlu zamana bağlı dönemsel bir fonksiyon iken fourier serisi **(6.12)** ile ifade edilir.

$$y(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty}[a_n \cos(2\pi n f_0 t) + b_n \sin(2\pi n f_0 t)] \quad \textbf{(6.12)}$$

Burada f_0 frekanstır; yani $1/T_o$'dır. Eşitlikte bilinmeyenler a_n ve b_n **(6.13)** ve **(6.14)** eşitlikleri ile hesaplanabilir.

$$a_n = \frac{2}{T_0}\int_{-T_0/2}^{T_0/2} y(t)\cos(2\pi n f_0 t)\,dt \;\; n = 0,1,2 \ldots \quad \textbf{(6.13)}$$

$$b_n = \frac{2}{T_0}\int_{-T_0/2}^{T_0/2} y(t)\sin(2\pi n f_0 t)\,dt \;\; n = 0,1,2 \ldots \quad \textbf{(6.14)}$$

6.1.3 Hızlı fourier dönüşümü (FFT)

Önceden de belirtildiği gibi FFT' yi anlamak için aşırı matematik bilgisine ihtiyaç yoktur. FFT ayrık fourier dönüşümünün daha hızlı çalışan basit algoritmasıdır. Bu yüzden tezde de kullanılacak olan FFT algoritmasına değinmek faydalı olacaktır.

Bir ayrık fourier dönüşümü düşünelim;

$$X(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x_0(k) e^{-j2\pi nk/N} \;\; n = 0,1,\ldots,N-1 \quad \textbf{(6.15)}$$

bu toplamı N=4 örneği için açmak istersek ifade;

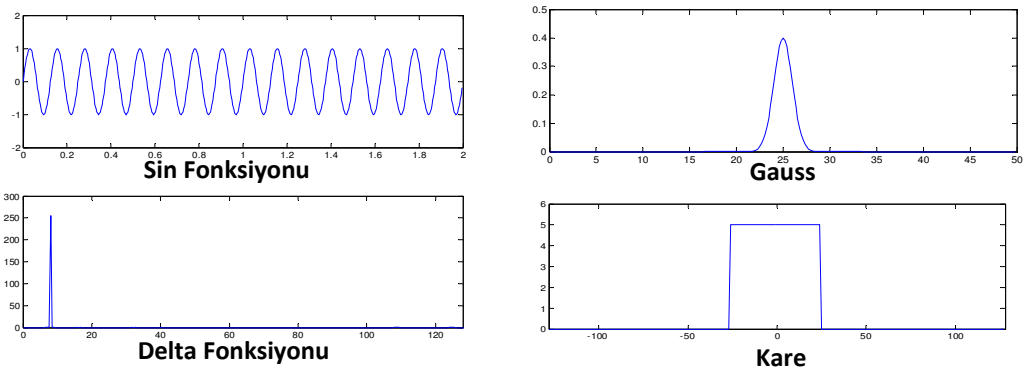
$$\begin{aligned} X(0) &= x_0(0)W^0 + x_0(1)W^0 + x_0(2)W^0 + x_0(3)W^0 \\ X(1) &= x_0(0)W^0 + x_0(1)W^1 + x_0(2)W^2 + x_0(3)W^3 \\ X(2) &= x_0(0)W^0 + x_0(1)W^2 + x_0(2)W^4 + x_0(3)W^6 \\ X(3) &= x_0(0)W^0 + x_0(1)W^3 + x_0(2)W^6 + x_0(3)W^9 \end{aligned} \quad \textbf{(6.16)}$$

şeklindedir. **(6.16)** denklemini matris formunda ifade etmek istersek de;

$$\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ X(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W^0 & W^0 & W^0 & W^0 \\ W^0 & W^1 & W^2 & W^3 \\ W^0 & W^2 & W^4 & W^6 \\ W^0 & W^3 & W^6 & W^9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0(0) \\ x_0(1) \\ x_0(2) \\ x_0(3) \end{bmatrix} \quad \textbf{(6.17)}$$

şeklinde ifade edebiliriz.

Görüldüğü gibi FFT matris formunda kolayca ifade edilebilmektedir. Bu da hesaplamalarda kullanıcıya hız kazandıracaktır. Önemli Fourier serilerinden bazıları Şekil 6.2'de gösterilmiştir.



Şekil 6.2: Önemli Fourier serilerinden birkaçı

6.2 Lomb – Scargle Algoritması

1976 yılında N. R. Lomb, teleskop ile yaptığı gözlemlerde kapalı hava şartlarında gözlem yapamamasının doğurmuş olduğu eksik veriler ile analiz yapabilmek için bir periodrogram geliştirdi. Amacı eksik verilerle çalışamayan fourier dönüşümünün yerini alacak bir algoritma geliştirmekti. 1976 yılında yayınladığı makalesini Scargle 1982 yılında geliştirmiştir. Daha sonra bu algoritma Lomb – Scargle adı ile anılmaya başlanmıştır.

Sabit GPS istasyonlarındaki arızalar, zaman serilerindeki uyuşumsuz ölçülerin atılması gibi sebepler sonucunda çoğu durumda boşluksuz veri elde etmek olanaklı değildir. Boşluklu verinin doldurulması ile ilgili çeşitli teknikler mevcuttur. Bunlardan birisi enterpolasyondur. Fakat çoğu enterpolasyon tekniği büyük boşluklu verilerde işe yaramamaktadır (Kurt, 2008).

Lomb algoritması, veriye doğrudan sinüs dalgaları uydurarak spektrumu hesaplamak için doğrusal olmayan en küçük kareler tekniğini kullanmaktadır (Mao, 1999 alıntılayan Kurt, 2008). Algoritma 1976 yılında Lomb tarafından bulunmuş ve 1982 yılında Scargle tarafından geliştirilmiştir.

Mao (1999) ve Kurt (2008) boşluklu verilerde Lomb-Scargle algoritmasının boşluksuz verilere oranla ihmal edilebilecek seviyede doğruluğunun olduğunu göstermişlerdir.

Bir zaman serisinde n tane y_i gözlemi olduğunu varsayalım(i=1,2,...,n). Bir t_i zamanında bu ölçmelerin denklemi **(6.17)** ile ifade edilebilir.

$$y_i + \varepsilon_i = a.cos2\pi f t_i + b.sin2\pi f t_i \quad \textbf{(6.17)}$$

Burada ε_i bağımsız değişkendir ve hataları ifade eder. **(6.17)** denkleminde eksik olan a ve b katsayılarını bulmak için **(6.18)**, **(6.19)**, **(6.20)**, **(6.21)** ve **(6.22)** denklemleri kullanılarak.

$$CC = \sum_{i=1}^{n} cos^2 2\pi f t_i \quad \textbf{(6.18)}$$

$$SS = \sum_{i=1}^{n} sin^2 2\pi f t_i \quad \textbf{(6.19)}$$

$$CS = \sum_{i=1}^{n} cos2\pi f t_i sin2\pi f t_i \quad \textbf{(6.20)}$$

$$YC = \sum_{i=1}^{n} y_i cos2\pi f t_i \quad \textbf{(6.21)}$$

$$YS = \sum_{i=1}^{n} y_i sin2\pi f t_i \quad \textbf{(6.22)}$$

Denklemler matris formunda ifade edilirse;

$$\underbrace{\begin{bmatrix} CC & CS \\ CS & SS \end{bmatrix}}_{N} \underbrace{\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}}_{x} = \underbrace{\begin{bmatrix} YC \\ YS \end{bmatrix}}_{n} \quad \textbf{(6.23)}$$

normal denklemleri elde edilir. **(6.23)** denkleminde N matrisinin tersi alınıp n ile çarpılırsa;

$$x = N^{-1}n \quad \textbf{(6.24)}$$

a ve b katsayıları bulunabilir. Ardışık bir sinyalin bir f_k frekansı için güç spektrumu;

$$P(f_k) = \frac{1}{N}\left|\sum_{j=0}^{N-1} x(t_j) e^{-i2\pi f_k t_j}\right|^2 \quad \textbf{(6.25)}$$

ve güç spektrumu matris çarpımı ile elde edilmek istenirse;

$$P(f_k) = n^T N^{-1} n \quad \textbf{(6.26)}$$

ile kolayca bulunabilir. Lomb **(6.17)** eşitliğinin

$$y_i + \varepsilon_i = a.cos2\pi f(t_i - \tau) + b.sin2\pi f(t_i - \tau) \quad \textbf{(6.27)}$$

şeklinde bulunacak bir τ değeri kullanılarak yeniden yazılması durumunda **(6.23)** denkleminde verilen eşitliğin sol tarafındaki matrisin köşegen bir matris halini alabileceğini göstermiştir. Burada tanımlanan τ değeri de **(6.28)** ile bulunabilir.

$$\tan(4\pi f_k \tau) = \frac{\sum_{i=1}^{n} sin(4\pi f_k t_i)}{\sum_{i=1}^{n} cos(4\pi f_k t_i)} \quad \textbf{(6.28)}$$

olarak köşegenin sıfır olma şartından elde edilir (Scargle, 1982).

7. ZAMANSAL ANALİZ

7.1 Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık "wavelet", dalganın küçük bir parçası olarak tanımlanabilir. Bu anlamda dalgacık, süresi sınırlı bir titreşim işaretidir ve bu nedenle zamanda bölgeleşmeye sahiptir (Daubechies, 1996).

Dalgacık dönüşümü, verileri fonksiyonları veya operatörleri farklı frekanstaki bileşenlere ayıran bir araçtır ve böylece her bir bileşen ile kendi ölçek değerine uygun bir çözünürlükte çalışabilir (Küçük, 2004).

Kısa süreli Fourier dönüşümünde kullanılan pencere fonksiyonunun, tarama sırasında sabit genişlikte olması, işaretin hızlı değişen yüksek frekanslı değişimlerin zaman uzayında tam olarak bölgelendirilememesine neden olur. Bu soruna çözüm olarak, sabit genişlikteki pencereler yerine, işaretteki yavaş değişimleri yakalamak üzere geniş pencere fonksiyonları ve hızlı değişimlerin olduğu yerlerde ise dar pencere fonksiyonları kullanımı düşünülmüş ve sonuçta, dalgacık dönüşümü konusu ortaya çıkmıştır (Küçük,2004).

Bir fonksiyonun frekans uzayına dönüşümü, o fonksiyonun dönemsel özellikleri hakkında bilgi vermektedir. Zaman uzayında görülemeyen veya seçilemeyen dönemsellikler ya da periyodunun sayısal olarak hesaplanması istenen gözlemlerin Fourier dönüşümüne tabi tutularak istenen analizleri yapılabilmektedir. Fourier döşümü, dönemsel özelliklere sahip sinyallerin analizinde tercih edilen bir yöntem olmaktadır. Ancak Fourier dönüşümü ile incelenecek olan sinyalin ergodiklik özelliğini sağlaması istenir. Ergodiklik, sinyalin veya serinin istatistiksel özelliklerinin zamanla değişim göstermemesi yani durağan olması anlamına gelir (Koçak,2004). Uzun bir sinyal düşünüldüğünde ve bu sinyalin bir kesiminde sinyalin genel gidişine ters düşen bir sıçrama veya süreksizlik olursa serinin ergodik olması

söz konusu olamayacağından Fourier dönüşümü ile elde edilecek frekans bileşenleri değişecektir.

Fourier dönüşümü, bir serideki frekans değişimlerini incelemek için önemli bir araçtır. Ancak zaman uzayında sıçramalar olması durumunda elde edilecek spektrum yanıltıcı yorumlara götürebilecektir. Bir başka sorunda bu sıçramaların konumlarının belirlenebilmesidir. Fourier dönüşümünde asıl sorun zaman bilgisi hakkında bilgi verememesidir. Bu sorunun üstesinden gelinebilmesi için "Wavelet" yani dalgacık dönüşümü kullanılabilir. Dalgacık verilen seriyi hem frekans hem de zaman uzayında inceleme olanağı vermekte ve serideki ani ve uzun periyotlu süren değişimleri ortaya çıkarmakta kullanılabilmektedir. Ayrıca genel gidişini görmek için yüksek frekanslı bileşenlere sahip bir seriyi süzgeçleyebilme özelliğine sahiptir.

Morlet ve arkadaşları 1982 yılında Gabor' un dalgacığını petrol araştırmalarında katmanlardaki sedimentlerin araştırılmasında kullandılar. Ancak Gabor'un dalgacığı;

$$g_{t,w}(\tau) = g(\tau - t)e^{im\tau} \quad \textbf{(7.1)}$$

w frekansında sonsuza göre daha hızlı salınmaktaydı. Bu da f ve $g_{w,t}$ katsayılarının belirlenmesinde anlamlı sayısal değişkenliklere neden olmaktaydı. Bu sorunun ortadan kaldırılabilmesi için daha uygun bir formülün geliştirilmesi gerekiyordu. Morlet bunun için ilk önce sinyali

$$f(t) = a(t)exp\{i\phi(t)\} \quad \textbf{(7.2)}$$

olarak değiştirdi. Daha sonra dalgacığı Ψ fourier dönüşümü ile tanımladı (Debnath ve Berlin, 2002).

$$\widehat{\Psi}(w) = \sqrt{2\pi}w^2 exp\left(-\frac{1}{2}w^2\right), w > 0 \quad \textbf{(7.3)}$$

Bu fonksiyon Gauss fonksiyonunun 2. Türevine benzemektedir. Fakat Morlet' in dâhice fikri $f(t)$ sinyalin dalgacık $\widehat{\Psi}(a^m w)$ yardımıyla filtrelenmesiydi. Böylelikle sinyal;

$$f(t) \to f_m(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t-\tau)a^{-m}\widehat{\Psi}(a^m\tau)\mathrm{d}\tau \quad \textbf{(7.4)}$$

şekline dönüşmüş oldu. Morlet'in analizleriyle anlaşıldı ki çok küçük a değerleri için bile bu sinyal sağlıklı sonuçlar vermekteydi. Bu yöntem ile zaman – frekans

analizinde çok faydalı bir algoritma geliştirdiği ortaya kondu (Debnath ve Berlin, 2002). Bu yöntemin Garbor' dan en büyük farkı frekans arttıkça mekansal çözünürlüğün daha doğru olmasıdır.

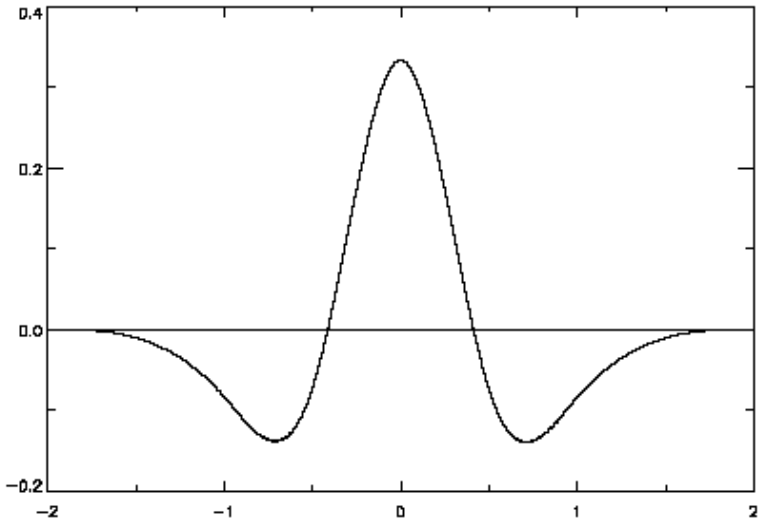
Bu yöntem ile tanımlanan Ψ daha sonraları ana dalgacık "mother wavelet" olarak isimlendirildi ve **(7.5)**' teki şekli ile ifade edildi (Şekil 7.1).

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \ \ a \neq 0, \ \ a, b \epsilon R \qquad \textbf{(7.5)}$$

Burada a ve b, dalgacık uygulamalarının belirtilen özelliğini, yani frekans ve zaman uzayında analizi mümkün kılan değişkenleri göstermektedir. Dalgacık fonksiyonu t ekseninde b uzunluğu kadar kaydırılarak ve a ile ölçeklendirilerek ilgilenilen x(t) serisinin incelemesi yapılır. Seçilen Ψ fonksiyonunun aşağıda verilen üç özelliği sağlaması beklenir (Donald ve Walden, 2000)

1. $\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(u)du = 0$
2. $\int_{-\infty}^{\infty} \Psi^2(u)du = 1$
3. $\Psi(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi(u)e^{-i2\pi fu}du$

İlk iki özellik ile dalgacık dönüşümünün sonlu uzunlukta bir dalgacık olduğu ifade edilir.



Şekil 7.1: Tipik ana dalgacık

Dalgacık fonksiyonları ve dönüşümü, ilk olarak kuantum mekaniği ve istatistiksel mekanik alanlarında kullanılmıştır. Dalgacık analizinin uygulamalı matematik alanında kullanımı 1980'li senelerde başlamıştır. Grossman ve Morlet (1984), sismik işaretleri, dalgacık "wavelet" adı verilen sonlu süreli ve titreşimli bir işaretin çeşitli zamanlardaki uygun şekilleri ile birleştirerek modellemeye çalışmışlar ve sürekli dalgacık dönüşümünü uygulama alanına geçirmişlerdir. Dönüşümün işaret işleme alanında uygulamaları, I. Daubechies ve S. Mallat ile başlamıştır. Araştırmacılar, dalgacık ayrıştırması konusunda birçok teori geliştirerek ayrık dalgacık dönüşümünün temelini attılar. En yaygın dalgacık türü Haar tipindedir. Bu fonksiyon bir basamak şeklinde olup süreksizdir ve ortogonal özelliğindedir.

Dalgacıklar genellikle zaman serilerinin analizi ve görüntü işleme araçları olarak kullanılmaktadırlar. Genel olarak iki ana dalgacık dönüşümü mevcuttur. Bunlardan biri "Continuous wavelet transform" (CWT) olarak bilinen sürekli dalgacık dönüşümü, diğeri ise "Discrete Wavelet Transform" (DWT) olarak bilinen ayrık dalgacık dönüşümüdür. Fourier serisindekine benzer olarak burada da DWT sınırlı zaman aralıklarında kullanılan bir yöntemdir (t=0,1,2... N-1).

7.2 Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Zaman serilerinin dalgacık analizi ile serinin belirli zaman dilimlerinde değişimini veya davranışını görmek mümkündür. Bu şekilde serinin hem zamansal hem de dönemsel özellikleri hakkında fikir edinilebilir. Dalgacık analizinin en önemli özelliklerinden biri zamansal anlamda değişimin ortaya çıkarılmasıdır ve bu işlem lokalizasyon olarak da isimlendirilir.

İşaret, dalgacık dönüşümünde dalgacık adı verilen zamanda ötelenebilen, genişliği değiştirilebilen bir fonksiyonla çarpılır. Analiz sinyal boyunca adım adım ötelenmeyi sağlar ve her adımda her adımdaki dalgacık ile sinyal arasındaki korelâsyonu ifade eden katsayılar elde edilir. İşaretin tamamı geçilip sonuna ulaşıldığında zamanda aynı kararlılığa sahip dalgacık katsayılarından bir küme elde edilir. Katsayıların değişimi zaman ekseni boyunca sinyal ile dalgacık arasındaki benzerliğin değişimini ifade eder. Yapılan işlemler ölçeği değiştirilmiş yeni dalgacıklarla tekrar edilir. Böylece başka bir ölçekte de dalgacık katsayıları kümesi elde edilmiş olur. Her ölçek

değeri için dalgacık katsayıları zamanın bir fonksiyonu şeklinde ayrı ayrı elde edilir (Küçük,2004).

$\Psi \in L^2$ (R) iken bir dalgacık fonksiyonu;

$$C_\Psi \equiv \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\Psi}(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad \textbf{(7.6)}$$

Olarak ifade edilir. Burada $\hat{\Psi}(w)$,Ψ(t)'nin fourier dönüşümüdür. Bu durumda bu dalganın sürekli dalgacık dönüşümü W_Ψ;

$$W_\Psi = [f](a,b) = \left(f, \Psi_{a,b}\right) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\overline{\Psi_{a,b}(t)}dt \quad \textbf{(7.7)}$$

$$\Psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{s}}\Psi\left(\frac{t-a}{b}\right) \quad \textbf{(7.8)}$$

şeklinde ifade edilir ve f(t) fonksiyonun sürekli dalgacık fonksiyonu adını alır. Fourier dönüşümünde olduğu gibi dalgacık dönüşümü de doğrusaldır. Burada a ve b katsayıları sırasıyla öteleme ve ölçek değişkenlerinin bir fonksiyonudur. Ψ(t), dönüşüm fonksiyonudur ve ana dalgacık olarak adlandırılır.

7.3 Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Yukarıda da açıklandığı gibi bir sinyalin en küçük örnekleme zamanı kadar değeri ile sinyalin boyut değeri arasında her ölçekte zamana karşı değişimini görmek mümkündür. Ancak bu hesaplama yükünü arttıracaktır. Bir diğer dezavantaj ise CWT ile analiz, dalgacığın en önemli özelliklerinden biri olan sinyalin süzgeçlenmesine olanak vermemesidir. CWT ile daha çok seküler değişimin olmadığı dönemsel değişimlerin incelenmesi yapılabilir (Schmidt,1999 ve 2001 alıntılayan Koçak, 2004). Bu bakımdan verilen tek boyutlu sinyalin, sinyale genel bakışı zorlaştıran bütün ölçeklerde analizi yerine diyadik (2 nin katları şeklinde) analizi hesaplama yükünü azaltacak ve problemi görsellik boyutundan çıkaracaktır. Bu problemin ortadan kaldırılması için sınırlandırılmış hesaplama yapmanın mantıklı olacağı düşünülmüştür. Bunun için t zamanı ile değişen bir s(t) serisini ele alalım ve a ve b değerlerini **(7.8)**'deki gibi sınırlandıralım.

$$a = a_0^m \quad , \quad b = nb_o a_0^m \quad , \quad m,n \in Z$$

Bu durumda DWT,

$$DWT(m,n) = 2^{-m/2} \sum_m \sum_n x(n) \Psi^* \left(\frac{t - n2^m}{2^m} \right) \quad \textbf{(7.9)}$$

şeklinde ifade edilir.

7.4 Hızlı Dalgacık Dönüşümü (FWT)

Aynı FFT' de olduğu gibi FWT' de hesap yükünü azaltmak için geliştirilmiş bir yöntemdir. Burada örnek boyutunun n=2^J olduğunu düşünelim, FFT burada $\frac{1}{2} n log_2 n$ tane çarpım yapar. FWT' de ise n tane veri için $f(t)$'nin değeri

$$f = [f(0), f(1), \dots, f(2^J - 1)]^T \quad \textbf{(7.10)}$$

olarak ifade edilebilir. Dalgacık katsayılarını elde etmek istersek

$$f^{wav}(t) = b_0 \phi(t) + b_1 \psi(t) + [b_2 b_3] \begin{bmatrix} \psi(2t) \\ \psi(2t-1) \end{bmatrix} + [b_4 b_5 b_6 b_7] \begin{bmatrix} \psi(4t) \\ \psi(4t-1) \\ \psi(4t-2) \\ \psi(4t-3 \end{bmatrix} + \dots +$$

$$b_{(2j+k)} \psi(2^j t - k) \quad \textbf{(7.11)}$$

burada $\phi(t)$ ortogonal bir ölçek faktörüdür ve

$$\phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k \phi\,(2t - k) \quad \textbf{(7.12)}$$

ile ifade edilir. Katsayıların bulunmasını matris formunda ifade edersek;

$$b = [b(0), b(1), \dots b(2^J - 1)]^T \quad \textbf{(7.13)}$$

olur ve aralarında ki ilişki

$$b = A.f \quad \textbf{(7.14)}$$

veya tersi alınarak ve de A=S^T için

$$f = S.b \quad \textbf{(7.15)}$$

olur.

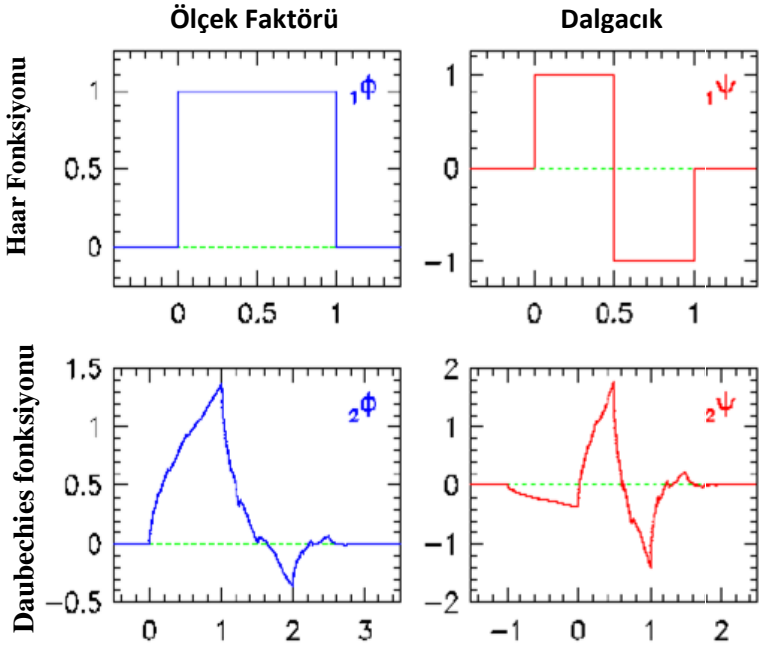
Burada s J sayısına ve dalgacığın cinsine göre değişmektedir. Haar fonksiyonu ve J=2 için bu matris

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \textbf{(7.16)}$$

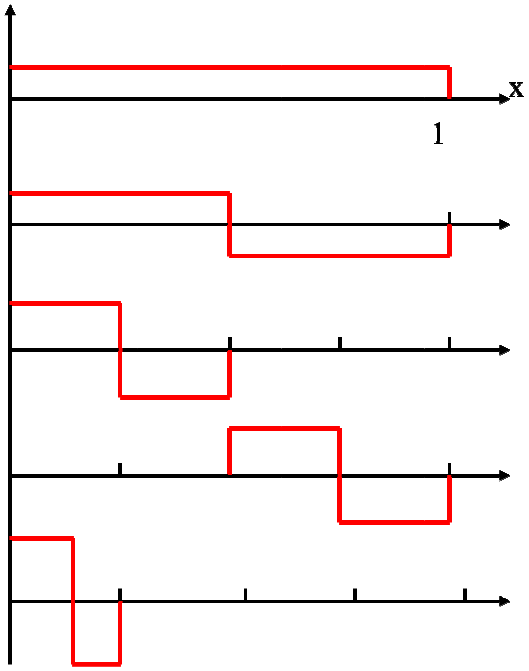
şeklinde olur.

7.5 Haar Dalgacık Analizi

Dalgacık analizinde yukarıda da bahsedilen iki önemli öğe vardır. Bunlardan biri ölçek faktörü ϕ ve diğeri de dalgacık ψ dir. Bu iki fonksiyonun bir aile olduğu düşünülür ve bu iki fonksiyon sayesinde sinyaller çözümlenebilir. Bu sebeplerden ϕ "baba dalgacık" ve ψ için de "anne dalgacık" terimleri kullanılmaktadır (Şekil 7.2). Dalgacık analizinde en basit yöntemlerden biri Haar dalgacık analizidir (Boggess ve Narcowich, 2001) (Şekil 7.3).



Şekil 7.2: Ölçek faktörü ve dalgacık



Şekil 7.3: Farklı ölçek faktörlerindeki Haar Dalgacığı

Bu dalgacığın nasıl çalıştığını özetlemek gerekirse; *y=f(t)* şeklinde bir sinyal olsun ve anne ve baba dalgacıklar yukarıda tanımlandığı gibi ise aşağıdaki adımlar izlenir.

1. Örnekleme. Eğer sinyal devamlı bir sinyal ve t= 1,2...J ise

   $$a_k^J = f(\frac{k}{2^J}) \quad \textbf{(7.17)}$$

   Burada k sonlu aralıkta belirlenmiş bir sinyaldir ve böylece sinyal

   $$f_J(x) = \sum_{k\epsilon Z} a_k^J \phi(2^J x - k) \quad \textbf{(7.18)}$$

   ile örneklenebilir (Şekil 7.4).

2. Çözünme. Çözünme algoritması f_J için şu şekilde ifade edilebilir.

   $$f_j = w_{J-1} + \cdots + w_{J-1} + f_{j-1} + \cdots + w_0 + f_0 \quad \textbf{(7.19)}$$

   Burada;

   $$w_{j-1} = \sum_{l\epsilon Z} b_l^{j-1} \psi(2^{j-1}x - 1) \quad \textbf{(7.20)}$$

   $$f_{j-1} = \sum_{l\epsilon Z} a_1^{j-1} \phi(2^{j-1}x - l) \quad \textbf{(7.21)}$$

şeklinde tanımlanır. Burada katsayılar a_l^{j-1} ve b_l^{j-1} **(7.22)** ve **(7.23)** eşitlikleri ile hesaplanabilir.

$$a_l^{j-1} = DL(a^j)k \quad \textbf{(7.22)}$$

$$b_l^{j-1} = DH(a^j)k \quad \textbf{(7.23)}$$

Burada H ve L yüksek ve alçak filtrelerdir. a ve b katsayıları j=J için örnekleme adımından bulunan a_k^J ile bulunabilir. Daha sonra j=J-1, j =J-2 şeklinde devam edilerek tüm katsayılar hesaplanır.

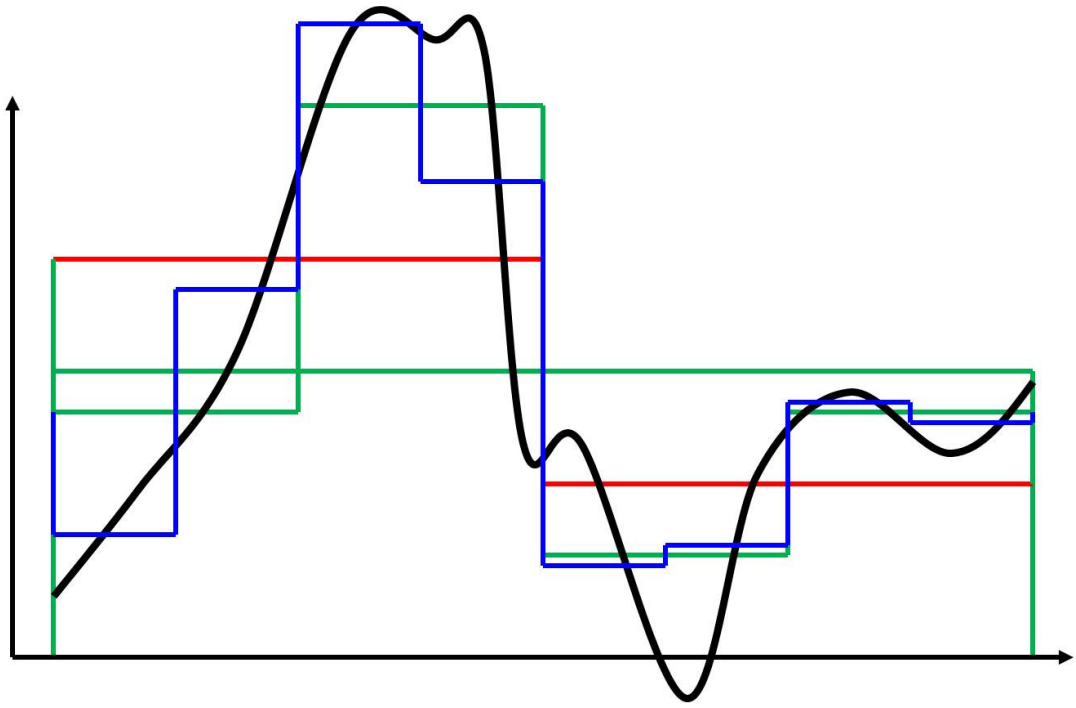
3. İşleme. Çözümlemeden sonra sinyal;

$$f_j(x) = \sum_{j=0}^{J-1} w_j + f_0 = \sum_{j=0}^{J-1}\left(\sum_{k\epsilon Z} b_l^J \psi\,(2^j x - k)\right) + \sum_{k\epsilon Z} a_k^0 \phi(x-k) \quad \textbf{(7.24)}$$

ile hesaplanır.

4. Yapılandırma. Bu kısmın amacı sinyalin yenilenmesidir ve yenileme **(7.25)** denklemi ile yapılabilir.

$$f_j = \sum_{k\epsilon Z} a_k^J \phi(2^J x - k) \quad \textbf{(7.25)}$$



Şekil 7.4: Haar dalgacık analizi

8. KALMAN FİLTRELEMESİ

Kalman filtresinin esası matematiksel denklemler sayesinde kestirim – düzeltme yöntemi ile en uygun çözüm için hatanın minimalize edilmesine dayanır. Kalman filtresi basitçe en uygun çözüm bulununcaya kadar tekrarlı işleme dayanan bir algoritmadır (Maybeck, 1979). Bir uygulamada birden fazla filtreleme algoritması denendiğinde, bunlar arasında en iyisi her zaman Kalman filtrelemesidir (Maybeck,1979). Zamanı düşünüldüğünde bu kesin yargı günümüz algoritma ve bilgisayar teknolojileri sayesinde kırıldığı düşünülmektedir. İlerleyen bölümlerde bu karşılaştırmalar yapılacaktır.

8.1 Ayrık Kalman Filtrelemesi

8.1.1 Tahmin süreci

Bilinmeyen bir x ölçüsünün bulunabilmesi için ayrık kalman filtresi **(8.1)** denkleminde görüldüğü gibi lineer stokastik fark denklemini kullanır.

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} \quad \textbf{(8.1)}$$

Ölçme değerleri de sisteme **(8.2)** denklemi ile dahil edilir.

$$z_k = H.x_k + v_k \quad \textbf{(8.2)}$$

Rastlantısal değişkenler olan w_k ve v_k işlem ve ölçme sürecinin gürültülerini ifade eder. Bu gürültüler birbirinden bağımızdır. Beyaz gürültü olarak kabul edilmesi gereken bu gürültüler normal dağılıma uyarlar **(8.3,8.4).**

$$p(w) \sim N(0, Q) \quad \textbf{(8.3)}$$

$$p(v) \sim N(0, R) \quad \textbf{(8.4)}$$

Her işlem adımından sonra her iki aşamasında kovaryans matrisinin değişmesi yenilenmesi gerekmektedir. Ama bazı özel durumlarda sabit kullanılabilir.

8.1.2 Filtrenin çalıştırılması

Hatanın minimize edilebilmesi için sisteme öncül ve soncul (ampirik/deneysel) tahmin hatalarının verilebilmesi gerekmektedir. Algoritmaya bu değerler genellikle verilen başlangıç değerleri ile sağlanır. Eğer elinizde başlangıç değerleri var ise, hesaplanan öncül tahmin hatası ve tahmin edilen soncul tahmin hatası ile hatalar en küçük oluncaya kadar işlem devam ettirilir. Bu hatalar **(8,5)** ve de **(8,6)** denklemleri ile hesaplanabilir

$$e_k^- \equiv x_k - \hat{x}_k^- \qquad \textbf{(8,5)}$$

$$e_k = x_k - \hat{x}_k \qquad \textbf{(8,6)}$$

Öncül tahmin hatası kovaryans matrisi **(8.7)** ve soncul tahmin hatasının kovaryans matrisi de **(8.8)** ile hesaplanabilir.

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}] \qquad \textbf{(8.7)}$$

$$P_k = E[e_k e_k^T] \qquad \textbf{(8.8)}$$

Bu denklemlerin kombinasyonu ile Kalman Filtresi nihai $\hat{x}_k$ için; öncül $\hat{x}_k^-$ değeri, gerçek ölçme değeri z_k ve de ölçüm tahminleri $H\hat{x}_k^-$ ile sonlandırılır **(8.9).**

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K(z_k - H\hat{x}_k^-) \qquad \textbf{(8.9)}$$

(8.9) denklemindeki $(z_k - H\hat{x}_k^-)$ farkı ölçme yenilenmesi / onarımı ya da artık olarak ifade edilir. Görüleceği üzere artıklar gerkçek ölçme değeri (z_k) ile tahmin $(H.\hat{x}_k^-)$ arasındaki farklılıklar hakkında bizi bilgilendirir. Eğer bu fark sıfır olursa, kesin değere yaklaşıldığı sonucuna varılır. **(8.9)** denklemindeki K matrisi nxm boyutundadır ayrıca kazanım ya da harmanlama faktörü olarak isimlendirilir. Bu faktör soncul hata kovaryans matrisinin minimalize edilmesini sağlar. Ama bu noktada bilinmeyen bu K matrisinin çözümlenmesi gerekmektedir. Bunun için **(8.10)** denklemi kullanılır.

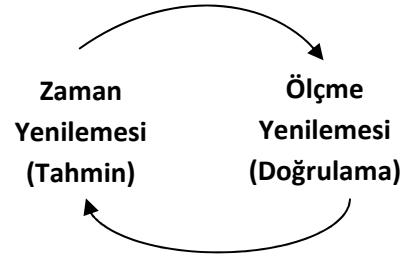
$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \qquad = \frac{P_k^- H^T}{H P_k^- H^T + R} \qquad \textbf{(8.10)}$$

(8.10) denklemine baktığımızda ölçme hata kovaryansının (R) sıfıra yaklaştıkça K kazanım ağırlığının artıklardan daha çok etkilendiği $\lim_{R_{k\to 0}} K_k = H^{-1}$ ile görülebilir. Aynı zamanda öncül tahmin hata kovaryansının P_k^- sıfıra yaklaştıkça kazanımda artıkların ağırlıklarının azaldığı $\lim_{P_k^-\to 0} K_k = 0$ ile görülebilir. Burdan anlaşılacağı üzere ölçme hata kovaryans matrisi R ne kadar sıfıra yaklaşırsa, gerçek ölçme değeri z_k daha güvenilir ya da daha doğru; ancak tahmin değeri daha az güvenilir olacaktır. Aynı şekilde tersten düşünürsek; öncül tahmin hata kovaryansı P_k^- sıfıra yaklaştıkça, gerçek ölçme değeri z_k daha az güvenilir; tahmin ölçme değeri $H\hat{x}_k^-$ daha çok güvenilir olacaktır.

8.1.3 Ayrık kalman filtresinin algoritması

Kalman filtresi ileriye dönük tahminleri, geriye dönük kontroller ile yapar. Filtre konumları tahmin eder ve ölçümlere göre gürültüleri elde eder. Filtre temel iki aşamadan oluşur. Birincisi zaman yenilemesi "time update", ikincisi ise "measurement update" olarak bilinen ölçme yenilemesidir. Zaman yenilemesi ileriye dönük durum tahminlerin ve hata kovaryansının yani bir sonraki döngü için hazırlıkların yapıldığı, öncül tahminlerin yapıldığı kısımdır. Ölçme yenilemesi ise geri beslemeden ve yeni ölçmeleri öncül tahminlerle değerlendirerek soncul hataları iyileştirmeye çalışır.

Zaman yenilmesi denklemleri genellikle tahmin denklemleri, ölçme yenilmesi denklemleri ise doğrulama denklemleri olarak bilinir (Şekil 8.1).



Şekil 8.1: Kalman Filtresi algoritma döngüsü

Zaman yenilemesi denklemleri **(8.11)** ve **(8.12)** ile gösterilmiştir.

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \qquad \textbf{(8.11)}$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad \textbf{(8.12)}$$

(8.11) ve **(8.12)** denklemleri ile zaman yenilemesi adımında k-1. adım verileri ile k. adım tahmin edilir. Burada ki A ve B matrisleri **(8.1)** ve de Q matrisi **(8.3)** denklemlerinden elde edilebilir. Aynı şekilde ölçme yenilmesinin denklemleri de **(8.13)**, **(8.14)** ve **(8.15)** denklemlerinde gösterilmiştir.

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad \textbf{(8.13)}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad \textbf{(8.14)}$$

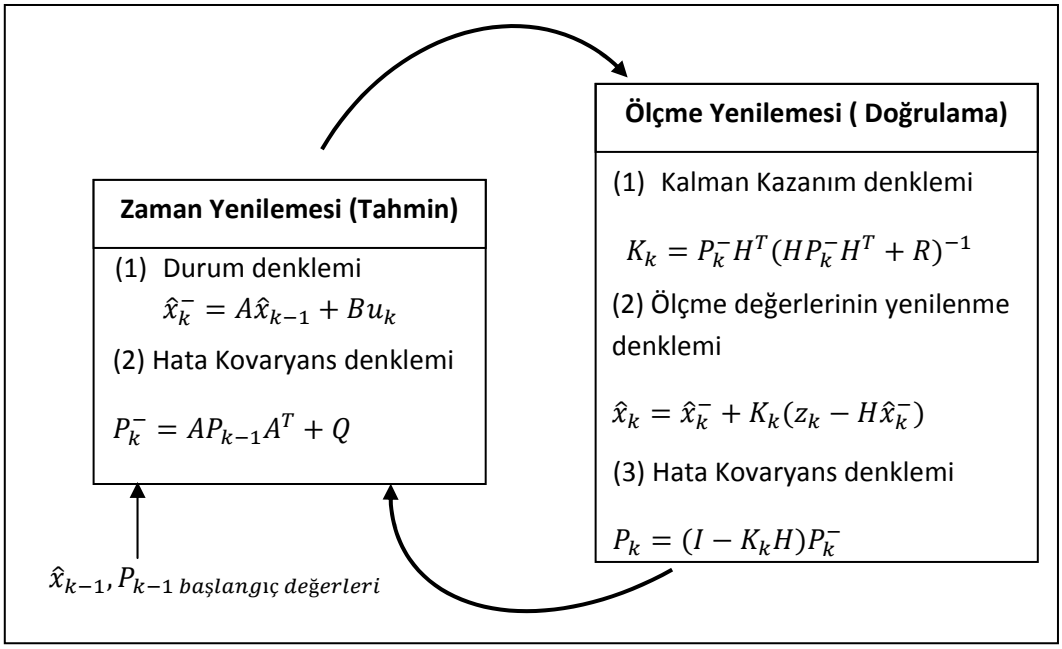
$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad \textbf{(8.15)}$$

Ölçme yenilemesi adımında en önemli kısım Kalman kazanımı K nın hesaplanmasıdır. İkinci aşama elde edilen tahmin değerlerinin ölçmelerinin yapılması ve soncul konum tahmininin yapılmasıdır **(8.14).** Son aşama ise **(8.15)** denklemi ile soncul hata kovaryanslarının tahmin edilmesidir.

Her zaman ve ölçme yenilemesinden sonra döngü başa döner ve her defasında elde edilen soncul tahmin değeri yani döngünün öncül tahmin değeri olur. Bu tekrarlama Kalman filtrelemesini cazip kılan en iyi özelliklerinden biridir. Filtreleme bu sayede pratik uygulamalarda Wiener filtresine göre esneklik kazandırır (Welch ve Bishop, 2001). Sistemin genel özeti Şekil 8.2' de dikkatlere getirilmiştir.

8.2 İyileştirilmiş Kalman Filtrelemesi

Üstte de bahsedildiği gibi ayrık kalman filtresi lineer stokastik fark denklemleri ile bir bilinmeyen x in çözümünü sağlamaktadır. Ancak ölçü ilişkileri lineer değilse ne yapılabilir sorusu akıllara gelebilir. Bu durumlar için İyileştirilmiş Kalman Filtresi olarak isimlendirilen "Extended Kalman Filter (EKF)" türetilmiştir. Kalman filtresinin belki de en önemli, en ilgi çekici özelliği de budur. EKF denklemleri doğrusallaştırılarak çözümlenmesini sağlar. Filtrenin tek zayıf yanı hesaplama süresini uzatmasıdır. Çünkü her zaman diliminde dinamik matris, durum dönüşüm matrisi ve ölçme matrisi değişmektedir (Kleinbauer, 2004).



Şekil 8.2: Kalman Filtresi genel akış diyagramı

Taylor serisine benzer şekilde, lineer olmayan ilişkilerin kısmi türevlerinin alınarak lineerleştirme yapılır. Bu durumda durum denklemimiz **(8.16)** ve ölçmelerimiz **(8,17)** denklemine dönüşür.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k, w_{k-1}) \quad \textbf{(8.16)}$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad \textbf{(8.17)}$$

Yine burada w_k ve v_k ayrık kalman filtrelemesinde olduğu gibi tahmin ve ölçme kısımlarının gürültüleridir.

EKF' de temel hata, çoğu rastlantısal değişkenlerin doğrusal olmayan dönüşümler sonucu normal dağılımdan çıkmalarıdır. Bu eksikliği gidermek için farklı algoritmalar, geliştirmeler yapılmaya çalışılmaktadır (Julier ve Uhlmann, 1996 alıntılayan Welch ve Bishop, 2001).

8.2.1 Filtrenin çalıştırılması

Öncelikle lineer olmayan denklem takımı **(8.18)** ve **(8.19)** denklemlerinde görüldüğü gibi lineerleştirilir.

$$x_k \approx \tilde{x}_k + A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + Ww_{k-1} \quad \textbf{(8.18)}$$

$$z_k \approx \tilde{z}_k + H(x_k - \tilde{x}_k) + Vv_k \quad \textbf{(8.19)}$$

Burada x_k ve z_k gerçek durum ve ölçme vektörleri $\tilde{x}_k$ ve $\tilde{z}_k$ tahmini durum ve ölçme vektörleri, $\hat{x}_k$ k. zamanda soncul tahmin değeri, w_k ve v_k zaman ve ölçme yenilemelerinin gürültüleridir. Filtrelemede kullanılacak olan matrisler lineer olmayan fonksiyonun kısmi türevlerinin alınması ile elde edilir **(8.20,21,22,23).**

A Jacobian matrisi f fonksiyonunun x e göre kısmi türevi

$$A_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_{k-1}, u_k, 0) \quad \textbf{(8.20)}$$

W Jacobian matrisi f fonksiyonunun w' a göre kısmi türevi,

$$W_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}}(\hat{x}_{k-1}, u_k, 0) \quad \textbf{(8,21)}$$

H Jacobian matrisi h fonksiyonunun x e göre kısmi türevi,

$$H_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0) \quad \textbf{(8.22)}$$

V Jacobian matrisi h fonksiyonunun w'a göre kısmi türevi alınarak elde edilir.

$$V_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0) \quad \textbf{(8.23)}$$

Tahmin hatasını yeniden tanımlanması **(8.24)** ve ölçme artıkları **(8.25)** denklemleri ile gösterilmiştir.

$$\tilde{e}_{x_k} \equiv x_k - \tilde{x}_k \quad \textbf{(8.24)}$$

$$\tilde{e}_{z_k} \equiv z_k - \tilde{z}_k \quad \textbf{(8.25)}$$

Denklemler incelendiğinde görülecektir ki bizim x_k elemanına gerçekte sahip olmamız mümkün değildir. z_k ölçmeleri sonucu x_k tahmini ile gerçek konum hakkında fikir sahibi oluruz. Bu sebepten **(8.24)** ve **(8.25)** denklemlerinin düzenlenmesi gerekmektedir. Hataları düzenlersek **(8.26)** ve **(8.27)** denklemlerini elde ederiz.

$$\tilde{e}_{x_k} \approx A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + \varepsilon_k \quad \textbf{(8.26)}$$

$$\tilde{e}_{z_k} \approx H\tilde{e}_{x_k} + \eta_k \quad \textbf{(8.27)}$$

Burada ε_k ve η_k sıfır ortalamalı ve kovaryans matrisleri WQW^T ve VRV^T' nin yeni bağımsız rastlantısal değişkenleridir.

Dikkat edilirse **(8.26)** ve **(8.27)** denklemleri lineerdir ve ayrık kalman filtresindeki denklemlerle benzerlikler göstermektedir. Bu yüzden soncul konum tahminini yapmak için **(8.28)** denklemini kullanabiliriz.

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + \hat{e}_k \quad \textbf{(8.28)}$$

(8.26) ve **(8.27)** denklemlerinin rastlantısal değişkenleri aşağıda gösterilen olasılık dağılımlarına uyar.

$$p(\tilde{e}_{x_k}) \sim N(0. E[\tilde{e}_{x_k}\tilde{e}_{x_k}^T])$$

$$p(\varepsilon_k) \sim N(0. WQ_kW^T)$$

$$p(\eta_k) \sim N(0. VR_kV^T)$$

Verilen bu yaklaşımlar ile tahmini $\hat{e}_k$ değerinin sıfır olabileceği görülür. Bu yüzden kalman filtresi kullanılarak $\hat{e}_k$ **(8.29)** denklemi ile belirlenebilir.

$$\hat{e}_k = K_k\tilde{e}_{z_k} \quad \textbf{(8.29)}$$

(8.28) ve **(8.29)** denklemlerini beraber kullanırsak **(8.30)** denklemini elde ederiz ve bu denklem ile ikinci kalman filtrelemesine ihtiyacımız olmadan sonuca varabiliriz.

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + K_k\tilde{e}_{z_k} = \tilde{x}_k + K_k(z_k - \tilde{z}_k) \quad \textbf{(8.30)}$$

Zaman yenileme denklemleri **(8.31)** ve **(8.32)** denklemleri ile ve ölçme yenileme denklemleri **(8.33)**, **(8.34)** ve **(8.35)** denklemleri ve Şekil 8.3 ile aşağıda özetlenmiştir.

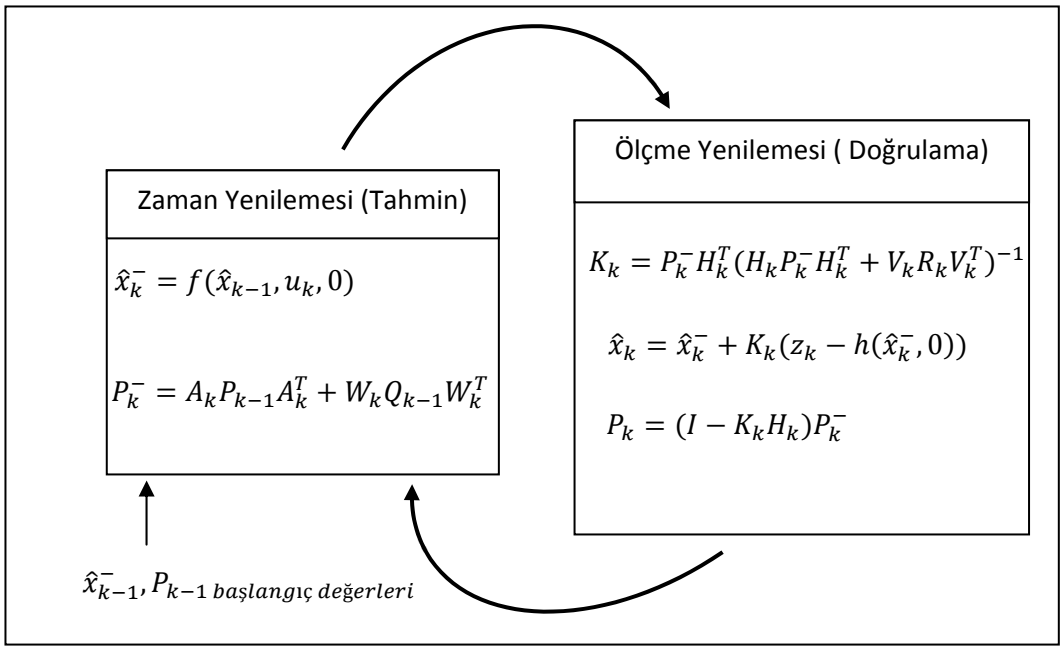
$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k, 0) \quad \textbf{(8.31)}$$

$$P_k^- = A_kP_{k-1}A_k^T + W_kQ_{k-1}W_k^T \quad \textbf{(8.32)}$$

$$K_k = P_k^-H_k^T(H_kP_k^-H_k^T + V_kR_kV_k^T)^{-1} \quad \textbf{(8.33)}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \quad \textbf{(8.34)}$$

$$P_k = (I - K_kH_k)P_k^- \quad \textbf{(8.35)}$$

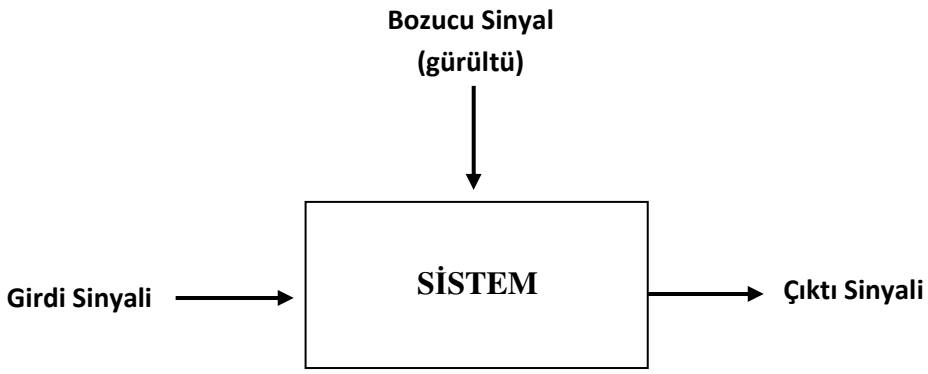


Şekil 8.3: EKF genel akış diyagramı

9. YAPAY SİNİR AĞLARI

9.1 GİRİŞ

Bir sistem, birbirleri ile belirli ilişkiler içerisinde olarak belirli bir işlemi veya süreci kontrol eden elemanların oluşturduğu bütünleşik bir yapı olarak tanımlanmaktadır (Kieger,1996 alıntılayan Akyılmaz, 2005). Bir başka tanımda ise sistem, bir veya daha çok amaca veya sonuca ulaşmak üzere aralarında ilişkiler olan fiziksel veya kavramsal, birden çok bileşenin oluşturduğu bütündür (Akyılmaz,2005). Çoğu problem düşünüldüğünde birbirleri ile bağlantılı, neden – sonuç ya da etki – tepki ilişkisi şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Bu ilişki problemi tanımlayan sistemin elemanlarını oluşturan bileşenlerin arasındaki ilişkidir. Genel olarak, sistem teorisi literatüründe bir nesneye etki eden ve zamana bağlı olarak değişim gösterebilen bağımsız değişkenlere "girdi sinyali" ve bu girdi sinyallerinin etkisi sonucu objenin verdiği bağımlı tepki değişkenlerine de "çıktı sinyalleri" adı verilir (Strobel, 1975 alıntılayan Akyılmaz,2005) (Şekil 9.1).



Şekil 9.1: Sistem Yapısı (Akyılmaz, 2005)

Bir sistemde olayların ya da koşulların zamansal olarak sıralanmasına da süreç adı verilir (Bocklisch,1987, alıntılayan Akyılmaz, 2005). Genel olarak sistemler açık ve kapalı (geri beslemeli) sistemler olmak üzere iki başlık alında toplanabilir. Kapalı

sistemler dış ortamdaki sistem değişimlerinden etkilenmezler; yalnızca kendi sistemlerinde olan değişikliklerden etkilenirler. Açık sistemler ise, mutlaka bir çevresi olan ve onunla haberleşen ve de birbirlerini değiştiren sistemlerdir.

Sistem tanımı beraberinde model kavramını ortaya çıkarmaktadır. Model genellikle gerçekliğin basitleştirilmesidir ya da taklit edilmesidir. Model, gerçek hayattaki olaylar bütününün daha küçük ölçekte, matematiksel bağıntılar ile açıklanması olarak ifade edilebilir. Mühendislikte ve fen bilimlerinde kullanılan modellerin büyük bir çoğunluğu matematiksel modeller olmasına karşın, bir model matematiksel bağıntılara dayanmayabilir. Modelin türü yapılacak olan çalışmanın amacına göre belirlenir. Bu, bir yandan modeldeki büyüklüklerin seçilmesini, diğer taraftan da bunlar arasında kurulacak fonksiyonel ilişkinin karmaşıklığını etkiler. Model problemin tanımlanması, sistem analizi, tanımlama, gerçeklenme ve yorumlanma aşamalarından oluşur.

Problemin tanımı aşamasında ilk önce modellemenin amacı ortaya konmalıdır. Ayrıca model ile sistem ya da süreç arasındaki tutarlılık derecesinin ne olması gerektiği de belirlenmelidir.

Sistem analizi aşamasında sistemin çevresi ile arasındaki sınır belirlenir, yani girdi çıktı ve bozucu sinyalleri ve varsa sistemin durum değişkenleri belirlenir. Ayrıca sistem performansı hakkında öncül bilgiler (geri besleme derecesi, lineer olmayış, gecikme davranışı vb.) de analizde göz önüne alınır. Mevcut öncül bilgi model yapısının (girdi/çıktı modeli ya da koşul modeli) seçilmesinde önemli rol oynar.

Tanımlama prosedürü genellikle sistemin gürültüsünün karakterine bağlı olarak belirlenen değişik dolaylı ya da dolaysız değişken kestirim yöntemleridir.

Model niteliğinin (*gerçeklenme*) incelenmesinde iki temel ölçüt göz önünde bulundurulur:

• Model gerçek sistem performansını makul olarak yansıtıyor mu?

• Model parametrelerin kestirimi matematiksel anlamda iyi mi?

Sonuçların *yorumlanması* ile birlikte cevaplanması gereken soru belirlenen modelin başlangıçta tanımlanan problemin çözümünü sağlayıp sağlamadığıdır.

Klasik problem çözme yaklaşımlarında, sistemlere etkiyen etkenler sabit değişmez olarak planlama yapıldığından, beklenmeyen koşullar görüldüğünde modeller sonuç verememektedir. Karmaşık problemlerin çözümü için klasik algoritmaların yetersiz kalması araştırmanları yeni teknolojilerin kullanılmasına itmiştir. Bu yüzden

araştırmanlar, gelişen teknolojiler ile hem bu modellerin kolay ve hızlı çözümü hem de insan hatasını ortadan kaldırmak için ya da insan faktörünü ortadan kaldırmak için, insanları taklit ederek insanlar gibi düşünen, hisseden, öğrenen ve anımsayan insan beyninin taklidi yapay zekâları geliştirmeye çalışmaktadırlar.

İnsan beyninin işlevselliği ve çalışma mekanizması, yapay sinir ağları (YSA) araştırmaları ve uygulamalarını motive eden bir etken olmuştur. Burada beynin biyolojik işlevselliğinden daha çok insan beynin modelleri nasıl kurduğunu ve bu modellerle nasıl hesap yaptığının belirlenerek bu hesap gücünün belirli ölçüde taklit edilebilirliği üzerinde durulmuştur. Çalışmaları başlatan bir diğer motivasyon ise beynin nasıl çalıştığının daha iyi anlaşılabilmesi olmuştur. Beyin, birçok karmaşık problemin çözümünü çok sayıdaki basit doğrusal işlemciler yardımıyla gerçekleştirmektedir.

YSA konusundaki araştırmaların amacı, insan beyninin model hesaplamalarını nasıl kurduğunu ve yaptığını anlamak ve daha sonra bu hesaplama gücünü belirli ölçülerde taklit eden ya da tekrarlayan sinir ağı modellerini geliştirmektir.

YSA ile ilk çalışmalar 19. yy sonları ile 20. yy başlarında, Helmholtz, ErnstMach ve Ivan Pavlov gibi bilim insanlarının fizik, psikoloji ve nöro – psikoloji alanlarında yaptığı çalışmalardır. Bu ilk çalışmalarda öğrenme, görme, şartlanma gibi konuların genel teorileri vurgulanmış fakat nöron işlemlerinin özel matematiksel modeli incelenmemiştir (Özkan,2001). YSA ile ilgili ilk modern çalışmalar McCulloch ve Walter Pitts tarafından 1943 yılında tarafından yapay sinir tanımı yapılarak yapay sinirlerle aritmetik ve mantıksal işlemlerin yapılabileceğinin gösterilmesi ile başlamıştır.

Hebb (1949), YSA'daki öğrenme (optimizasyon) kavramının temellerini atan bir kural geliştirmiştir. Bu kuram Pavlov'un keşfettiği klasik şartlanmanın bireysel nöronların özelliklerinden dolayı olduğu ileri sürülerek biyolojik nöronlarda öğrenme için yeni bir mekanizma geliştirilmiştir. Bu kuram bugün halen kullanılmakta olan öğrenme kurallarından birçoğunun temelini oluşturmaktadır.

YSA ile ilgili ilk pratik uygulama 1950'lerin sonunda yapılmıştır. Frank Rosenblatt, "Perceptron Ağı" ve ilgili öğrenme kuralını keşfederek bu ağın patern tanıma problemini çözebilme kabiliyetini göstermiştir (Özkan, 2001). Bunu takiben Widrow ve Hoff (1960) yeni bir öğrenme algoritması tanımlayarak bunu Rosenblatt'ın algılayıcı ağına hem yapı hem de performans olarak benzeyen "Yinelemeli Doğrusal Sinir Ağı" na uygulamıştır. Böylece daha karmaşık süreçlerin YSA ile modellenmesi

olanaklı kılınmıştır. Widrow-Hoff öğrenme algoritması günümüzde de kullanılmaktadır.

YSA çalışmaları açısından durgun olan bu sürede oldukça aktif olan bilim adamlarından birisi de Stephen Grossberg olup, "Self-Organizing Neural Network" yapılarının tanıtımında başarılı çalışmalar yapmıştır (Özkan, 2001). Hopfield (1982), birleşik hafıza olarak kullanılabilecek tekrarlı bir ağın çalışma prensiplerini açıklamak için istatistiksel mekaniği kullanmıştır. Rumelhart ve McClelland (1986) ve Rummelhart ve diğ. (1986), çok katmanlı algılayıcı ağların eğitilmesi için *hata geriye yayma* (backpropagation) algoritmasını geliştirmişlerdir. Hata geriye yayma algoritması halen en yaygın kullanılan öğrenme algoritmasıdır ve YSA çalışmalarında çığır açtığı kabul edilir (Akyılmaz, 2005).

Bütün bu yoğun YSA araştırmalarında geliştirilen yeni YSA mimari yapıları ve öğrenme algoritmalarıyla ilgili bazı yeni kavramlar ortaya çıkmıştır. Bu kavramların, klasik istatistik alanında karşılıkları olmasına rağmen oldukça benimsenerek YSA ile çalışan araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılmıştır. İstatistik alanında kullanılan kavramlara karşı YSA çalışmalarında kullanılan kavramlar Çizelge 9.1' de verilmektedir (Özkan, 2001).

Çizelge 9.1: İstatistik ve YSA arasındaki benzer yönler

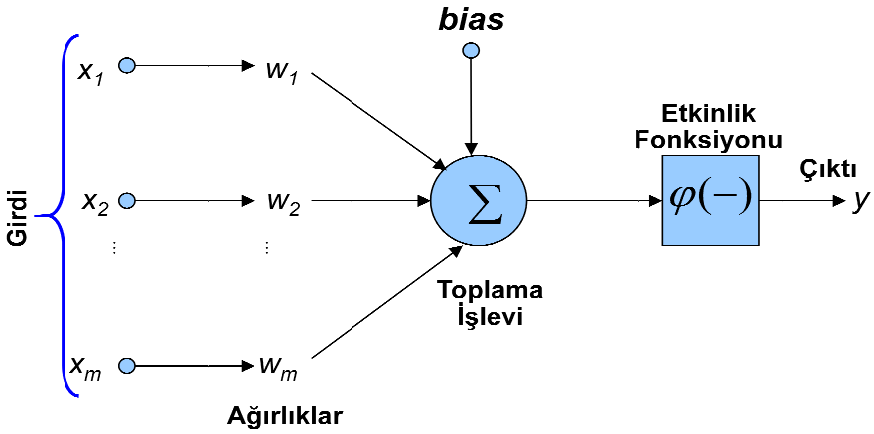
İSTATİSTİK	**YSA**
Model	Ağ
Tahmin	Öğrenme
Regresyon	Kontrollü Öğrenme
Enterpolasyon	Genelleme
Gözlemler	Eğitim Kümesi
Parametreler	Sinaptik Ağırlıklar
Bağımsız Değişkenler	Girişler
Bağımlı Değişkenler	Çıkışlar
Ridge Regresyonu	Ağırlık Budama

9.2 Tanım ve Özellikler

YSA' ya ilişkin mevcut birçok tanım olmakla birlikte genel olarak bilgi teknolojisindeki tanım olarak, YSA insan beyninin çalışma prensibini taklit eden program ve veri yapısı sistemleridir. Bir YSA genellikle her biri kendi bilgi alanı çerçevesi ve yerel hafızası içerisindeki veriler ile ve birbirleriyle paralel işlem yapan çok sayıda işlemciden (nöron ya da sinir) oluşur. Tipik olarak, bir YSA büyük boyutlardaki verilerle ya da veri ilişkileri hakkındaki kurallar ile eğitilir ya da beslenir (Akyılmaz, 2005). YSA her biri küçük bir lokal hafızaya sahip olan çok sayıda basit işlemci elemanların (yapay nöron) oluşturduğu bir ağdır.

Başka türlü tanımlanmak istenirse; YSA, paralel yapıda çalışan çok sayıda basit işlemci elemandan oluşan, fonksiyonelliği ağın yapısıyla, bağlantılarının etkinliğiyle ve işlemci elemanlardaki bağlantı işlemleriyle belirlenen bir sistemdir. YSA, nöral tabanlı çok sayıda basit işlemci elemandan oluşan bir devredir. Her bir eleman sadece kendine ait olan lokal bilgiyi işlemekte ve her bir eleman senkronize olmadan çalıştığı için sistemin genel bir zaman bilgisi olmamaktadır (Özkan, 2001).

YSA' daki her bir sinir kendisine bir önceki sinir(ler)den gelen bilgiyi veri olarak alıp bir aktivasyon (ya da transfer) fonksiyonu ile işleme tabi tutup varsa bias değeri ile toplayıp oluşan çıktısını kendinden sonra bağlı olduğu sinirlere ilgili sinaptik ağırlıklar ile çarparak iletir. Genellikle bu çıktı değeri bundan sonraki sinirlere bir iletim olup olmayacağını belirleyecek bir eşik değeri ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırma aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenir. Bu ardışık işlemler süreci ta ki en son çıktı katmanında çıktı değerlerinin elde edilmesine kadar sürdürülür. Nöron modeline göre, bir nöron N tane ağırlıklandırılmış girişi toplamakta, bir eşik değerini bu toplamdan çıkartıp sonucu lineer olmayan bir fonksiyondan geçirmektedir (Şekil 9.2).



Şekil 9.2: YSA sistem yapısı

9.3 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA türlerine göre değişim göstermekle birlikte genel olarak YSA' ların özellikleri aşağıdaki şekilde özetlenebilir (Haykin, 1994).

Doğrusal olmama: Kullanılan aktivasyon fonksiyonuna bağlı olarak her bir yapay sinir doğrusal olmadığından bunlardan oluşan ağ da doğrusal değildir. Bu özellik dolayısıyla doğrusal olmayan karmaşık yapılı süreçlerin modellenmesinde YSA'ların etkin çözümler üretebilmesini sağlamaktadır.

Öğrenme: Çoğu klasik yöntemlerin aksine YSA'lar söz konusu sürece ilişkin bilgileri mevcut verilerden kendi kendine çıkarsamaktadır. Öğrenme işlemi giriş verilerden ve varsa çıkış verilerinden faydalanılarak sinirler arasındaki sinaptik ağırlıkların iteratif olarak bir optimizasyon algoritmasına göre optimize edilmesiyle sağlanır. Öğrenme yöntemleri en genel olarak kontrollü ve kontrolsüz olmak üzere iki sınıfa ayrılabilir. Eğer ele alınan problemde girdi verilerine karşılık çıktı verileri mevcut ise kontrollü öğrenme uygulanır. Bu durumda sinaptik ağırlıklar gerçek çıktı değerlerine karşılık ağın çıktı değerleri arasındaki farkın herhangi bir fonksiyonu olan performans fonksiyonunun (örneğin; farkların kareleri toplamı = minimum ya da farkların mutlak değerleri toplamı = min gibi) optimize edilmesi suretiyle iteratif olarak güncellenir. Kontrolsüz öğrenmede ise girdi verilerine karşı çıktı verileri olmayıp öngörülen bir istatistik ölçütü sağlanıncaya kadar işlemci elemanlar kendi kendilerini girdi verilerine göre organize ederler. Bu tip öğrenme görüntü işleme ya da el yazısı tanımlama gibi sınıflandırma problemlerinde uygulanır. Hopfield (1982)

tarafından önerilen ağlar bu tür kontrolsüz öğrenme ile sınıflandırma problemleri için kullanılır. Girdi verileri YSA' ya veri kümesi tümden ya da tek tek vektörler halinde verilebilir. Verilerin tek tek verilmesi anlık öğrenme ile gerçek zamanlı problemlerin çözümü için oldukça uygundur.

Genelleme: YSA ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test verileri için de belirtilen tepkiyi üretebilme yeteneğine sahiptir. Veri YSA'ya, eksik, bozuk veya daha önce hiç karşılaşmadığı şekilde verilse bile yine bir sonuç üretecektir. Fakat bu problemin yapısına bağlı olarak anlamlı ya da anlamsız bir sonuç olabilir.

Uyarlanabilirlik: YSA'lar sinaptik ağırlıklarını çevre şartlarındaki değişimlere uyarlayabilme kabiliyetine sahiptirler. YSA, eğitildiği çevre şartlarındaki küçük değişimler olması durumunda kolayca yeniden eğitilebilirler. Burada vurgulanması gereken bir nokta da bir çevredeki bir problem için eğitilen bir ağın başka bir çevredeki aynı tür bir probleme doğrudan doğruya uygulanabilir olmadığıdır. Yani, problem aynı olsa dahi uygulama çevresinin değişimi ağ mimarisinin de değişimini gerektirebilir. Örneğin, Türkiye'deki yağış miktarlarının tahmini için kurulan bir ağ, Amazon'lardaki yağış miktarlarının tahmini için sağlıklı sonuçlar üretemez.

Dağıtılmış Bütünleşik Hafıza: YSA'da bilgi sinaptik ağırlıklar üzerine dağıtılmıştır. Böylece bilginin uzun süre bellekte saklanması sağlanır. Bunun bir diğer avantajı da, YSA'nın herhangi birimi işlem dışı kalsa yada burada bir hata oluşması durumunda bile bunun tüm sistemde belirgin bir hataya yol açmaması ve ağın yine kullanılabilir sonuçlar üretebilmesidir (Simpson, 1990).

Bağlamsal Bilgi: Bilgi, bir sinir ağının yapısal ve işlevsel durumuyla temsil edilir. Ağda bulunan her bir sinir, potansiyel olarak diğer bütün sinirlerin küresel aktivitesinden etkilenir. Bu ise bağlamsal bilgiyi YSA'nın doğal ilgi alanı yapmaktadır.

9.4 İnsanda Sinir Sistemi

Biyolojik sinir sistemi, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin (merkezi sinir ağı) bulunduğu 3 katmanlı bir sistem olarak açıklanır. Alıcı sinirler (receptor) organizma içerisinden ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, beyine bilgi ileten elektriksel sinyallere dönüştürür. Tepki sinirleri (effector) ise, beyinin ürettiği elektriksel darbeleri organizma çıktısı olarak

uygun tepkilere dönüştürür (Fırat ve Güngör, 2004). Şekil 9.3' de bir sinir sisteminin blok gösterimi verilmiştir.



Şekil 9.3: Biyolojik Sinir Sisteminin Gösterimi

Merkezi sinir ağında bilgiler, alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yönünde değerlendirilerek uygun tepkiler üretilir. Bu yönüyle biyolojik sinir sistemi, kapalı çevrim denetim sisteminin karakteristiklerini taşır. Merkezi sinir sisteminin temel işlem elemanı, sinir hücresi (nöron) dur. Sinir hücresi; hücre gövdesi, dendritler ve aksonlar olmak üzere 3 bileşenden meydana gelir. Dendritler, diğer hücrelerden aldığı bilgileri hücre gövdesine bir ağaç yapısı şeklinde ince yollarla iletir. Aksonlar ise elektriksel darbeler şeklindeki bilgiyi hücreden dışarı taşıyan daha uzun bir yoldur. Aksonların bitimi, ince yollara ayrılabilir ve bu yollar, diğer hücreler için dentritleri oluşturur.

9.5 İşlemci Eleman (Yapay Nöron)

YSA' nın temel işlemci elemanı olan yapay nöronlar, ismini aldıkları biyolojik nöronlardan oldukça farklı olup beynin karmaşıklığına yaklaşamamaktadırlar. Bununla beraber biyolojik ve yapay nöral ağları arasında iki önemli anahtar benzerlik vardır. Birincisi, her iki ağın inşa edilen blokları birbirleriyle bağlantılı olan basit işlemsel elemanlardan oluşur. İkincisi, nöronlar arasındaki bağlantılar ağın fonksiyonunu belirler. Biyolojik nöronlar elektrik devrelerinden daha yavaş olmalarına rağmen, beyin birçok görevi konvansiyonel bilgisayarlardan çok daha hızlı yapabilmektedir. Bu özellikle biyolojik ağların bütünüyle paralel yapısından kaynaklanmaktadır. Bu yapı içinde nöronlar aynı zamanda çalışmaktadırlar. YSA da bu paralel yapıyı taşımaktadır.

Bir nöron yapısı içerisinde üç ana bölüm bulunur. Bunlar sırasıyla; sinapslar, toplayıcı ve aktivasyon fonksiyonudur. Nöron girdileri sinoptik bağıntılar üzerindeki ağırlıklar ile çarpılarak bir toplayıcıya uygulanmakta; varsa bias terimi eklenir ve elde edilen toplam, nöronun aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıkışlar hesaplanmaktadır (Fırat ve Güngör, 2004) (Şekil 9.4). Bias terimi sabit 1 girdi değeri

haricinde daha çok bir ağırlık özelliği göstermekte olup istenirse ihmal edilebilir (Akyılmaz, 2005).

$$S = w_1u_1 + w_2u_2 + w_3u_3 \ldots . + w_nu_n - \theta + b = \sum_{i=1}^{n} w_iu_i + b - \theta \quad \textbf{(9.1)}$$

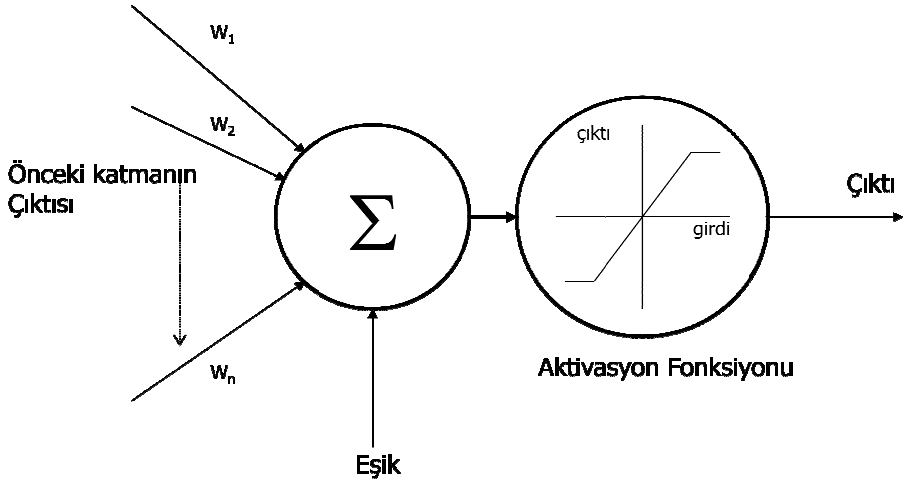
$$O = \psi(S) \quad \textbf{(9.2)}$$

Burada S toplam fonksiyonunu, u_i girdileri, w_i ağırlıkları, O çıktıyı, $\psi(S)$ aktivasyon fonksiyonunu ve θ eşik değerini ifade etmektedir.

YSA, ilgilenilen nesne hakkında hemen hemen hiçbir bilgi olmaması ya da çok az bilgi olması, bu nesnenin parametrelerinin ve durumunun matematiksel olarak ya da kurala dayalı olarak tanımlanamaması durumlarında etkin olarak kullanılabilecek bir yaklaşımdır. YSA mühendislik uygulamalarında, elektronik, haberleşme, otomasyon, kontrol, tıp, savunma sanayi, üretim, bankacılık ve finans gibi çok faklı konularda sıklıkla kullanılmaktadır.

9.6 Aktivasyon Fonksiyonu

Aktivasyon fonksiyonu, YSA' ya doğrusal olmayan bir yapı kazandırmak için ara ve çıkış katmanlarında kullanılan matematiksel bir fonksiyondur. Çoğunlukla kullanılan aktivasyon fonksiyonları sıkıştırma etkisine sahiptir. YSA, aktivasyon fonksiyonu kullanmaksızın perseptron ağlarında olduğu gibi karmaşık problemlere (lineer olmayan) istenen yakınsamayı sağlayacak güçte bir algoritma olamamaktadır. Eğer kullanılan aktivasyon fonksiyonu doğrusal olursa, ağın işlemsel yapısı da doğrusal



Şekil 9.4: Nöron mimarisi

özellik gösterir. Sigmoidal fonksiyon sadece pozitif değerler üretirken, tanjant hiperbolik hem pozitif hem de negatif değerler üretir. Bu sayısal şartlanmadan dolayı

tanjant hiperbolik fonksiyonu daha hızlı yakınsama eğilimi verir. Genellikle çok katmanlı ağlarda logaritmik sigmoidal ya da tanjant hiperbolik ve RBF yapılarda ise Gauss fonksiyonları kullanılmaktadır (Özkan,2001 ve Akyılmaz, 2005). Haykin (1999) gelgit verileri için sigmoid fonkisyonunun en uygun fonksiyon olduğu görüşündedir.

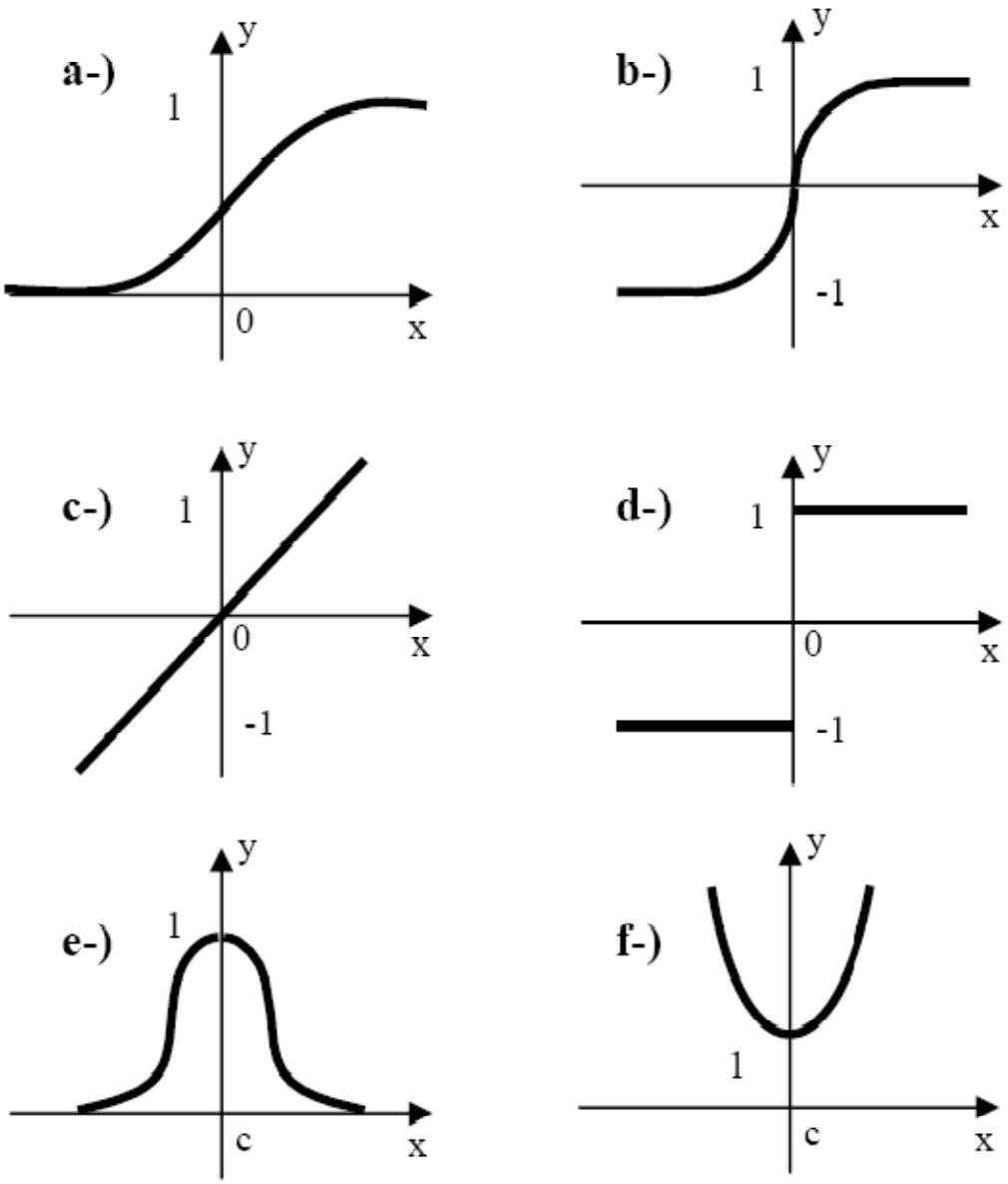
Kullanılacak aktivasyon fonksiyonunun türü söz konusu problemin yapısına bağlı olmakla beraber deneme – yanılma yöntemiyle belirlenir. Şekil 9.5' te bazı aktivasyon fonksiyonları gösterilmiştir. Çizelge 9.2'de bu fonksiyonların matematiksel ifadelerine yer verilmiştir.

9.7 Yapay Sinir Ağlarının Türleri

Yapay sinir ağları, veri akış yönü ve sinirlerin birbirleri ile olan sinaptik bağlantılarının yapıları itibari ile İleri Beslemeli ve Geri Beslemeli ağlar olarak iki ana gruba ayrılırlar.

9.7.1 İleri beslemeli ağlar

İleri beslemeli bir ağda işlemci elemanlar genellikle katmanlara ayrılmıştır ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana tek yönlü olarak ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. İşlemci elemanlar bir katmandan diğer bir katmana



Şekil 9.5: Aktivasyon fonksiyonları; a)sigmoid, b)hiperbolik tanjant, c) doğrusal, d) keskin sınırlayıcı, e) normlandırılmış Gauss fonksiyonu, f) çoklu kuadratik

bağlanırken, aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmamaktadır. Girdi ve çıktı katmanlarının arasında gizli katmanlar bulunur ki bu katmanlardaki sinirler, doğrusal olmayan davranışlarından dolayısıyla sinir ağının toplam davranışındaki doğrusal olmayışın kaynağını teşkil eder. Girdi ve çıktı katmanlarındaki sinir sayıları ele alınan problemin gereklerine göre belirlenir ancak gizli katman(lar)daki sinir sayısının uygunluk anlamında kesin sayısını veren herhangi bir analitik yöntem şu

Çizelge 9.2: Yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının matematiksel ifadeleri (Akyılmaz, 2005)

AKTİVASYON FONKSİYONUNUN ADI	MATEMATİKSEL İFADE	AÇIKLAMA
Sigmoid	$y = \frac{1}{1+e^{-cx}}$	c: fonksiyonun eğriliğini belirleyen keyfi katsayı
Hiperbolik Tanjant	$y = \frac{1-e^{-2x}}{1+e^{2x}}$	
Doğrusal	y=x	
Keskin Sınırlayıcı	$y = \begin{cases} +1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$	
Gauss Fonksiyonu	$y = e^{-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}}$	c: ekstrem noktası σ:genişlik parametresi
Çoklu - Kuadratik	$y = \frac{\sqrt{r^2+(x-c)^2}}{r}$	c: ekstrem noktası r: yarıçap

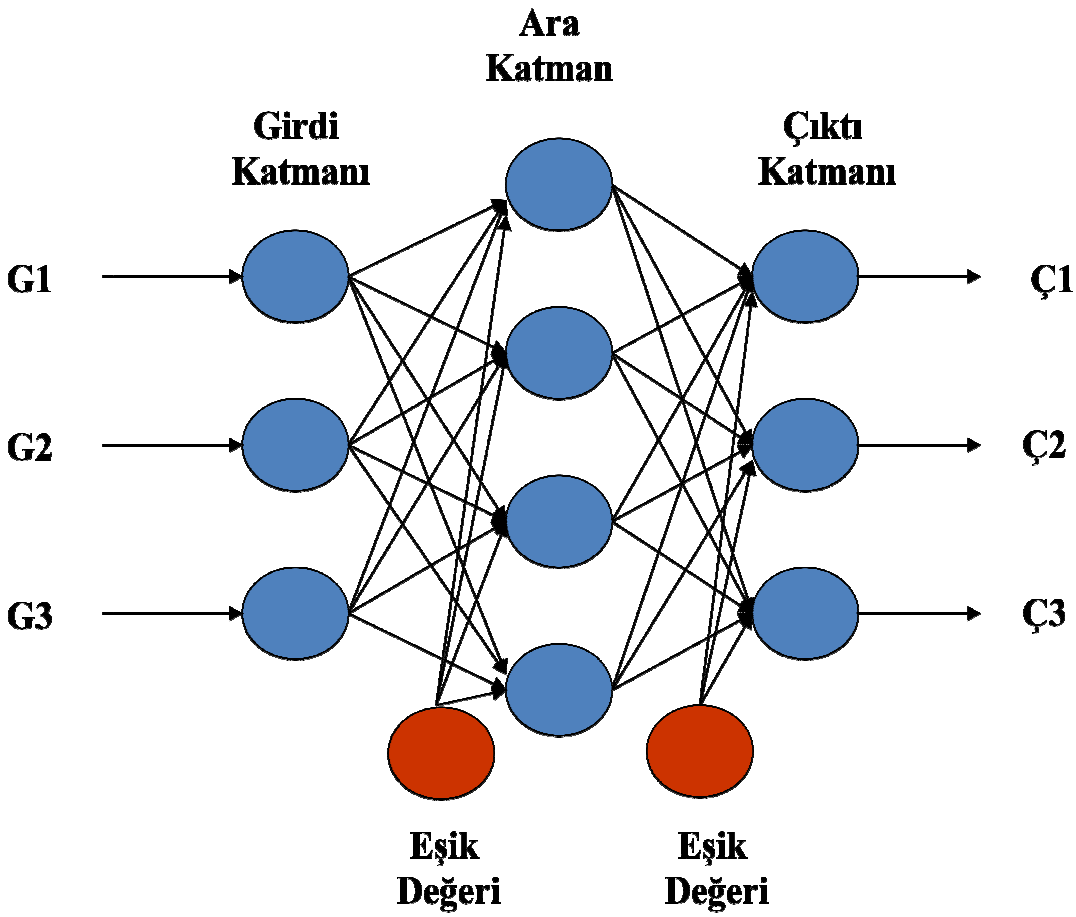
ana kadar geliştirilememiştir. Dolayısıyla gizli katman sayısındaki ve bu katmanlardaki sinir sayılarındaki belirsizlikleri aşmanın en temel yolu deneme yanılma yöntemidir (Efe ve Kaynak, 2000). Maksimum nöron sayısı için **(9.3)** denklemi kullanılabilir (Otto, 1995 alıntılayan Akyılmaz, 2005).

$$m = \frac{p}{5.(n+s)} \quad \textbf{(9.3)}$$

Burada p eğitimde kullanılan veri kümesindeki değerlerin sayısını, n girdi sinirlerinin sayısını, s ise çıktı sinirlerinin sayısını ifade eder.

9.7.1.1 Çok katmanlı algılayıcı ağlar

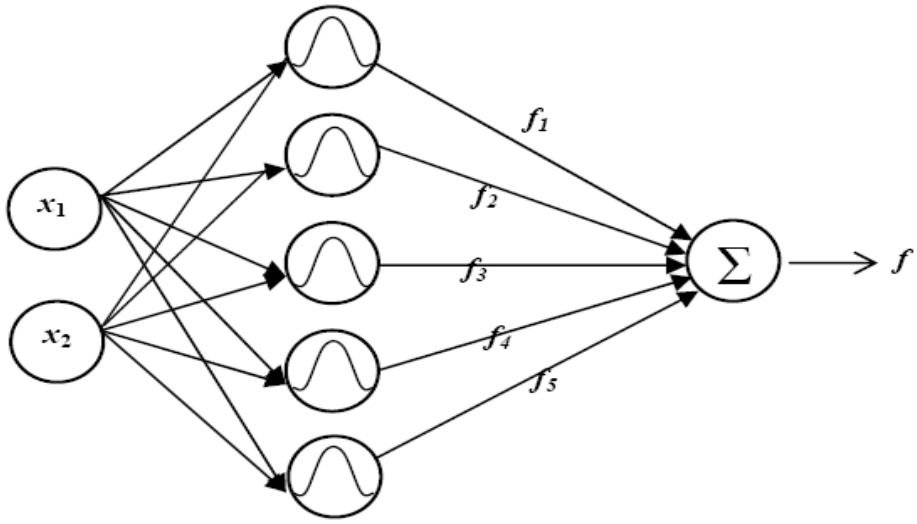
Çok katmanlı algılayıcı ağlar en çok bilinen ve de uygulamada kullanılan ileri beslemeli YSA türlerindendir. Girdi katmanındaki sinirler ki bunlar girdi değişkeni sayısı kadardır, sadece girdi sinyalleri ara katmandaki sinirlere iletme işlevini görür. Ara katmandaki sinyaller, kendilerine gelen sinyalleri ilgili bağlantı ağırlıklarıyla ağırlandırarak toplayıp aktivasyon fonksiyonundan geçirerek sinir çıkış değerlerini hesaplar ve bir sonraki katmana iletirler. Çıktı katmanındaki sinirler de ara katman elemanları gibi davranarak ağın çıktı değerlerini hesaplar (Akyılmaz, 2005) (Şekil 9.6).



Şekil 9.6: Çok katmanlı algılayıcı ağ örneği

9.7.1.2 Merkezcil taban fonksiyonlu sinir ağları

Moody ve Darken (1988, 1989), biyolojik algılama sistemlerine dayanarak fonksiyonların projeksiyonunu sağlamak amacıyla yerel algılayıcı alanlar içeren *Merkezcil Taban Fonksiyonlu Sinir Ağları* adında yeni bir ağ yapısı önermişlerdir. Bu ağların tek bir gizli katmanı olmakla beraber bu katmandaki sinirlerde özel bir doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu bulunur. Özellikle, girdi vektörünün tanımlı olduğu uzayı alt uzaylara bölerek verilen eşleştirmeyi, bu alt uzaylar üzerinde gerçekleştirmek suretiyle yerel özelliklerin çıkarılmasında oldukça başarılı mimarilerdir (Efe ve Kaynak, 2000). Çalışma felsefesi olarak bazı koşullar sağlandığında sinirlerin sahip olduğu özel fonksiyonların belirlediği alt uzaylar bulanık mantıkta karşılaşılan kuralların belirlediği alt uzaylara eşdeğerdir (Jang ve Sun, 1993 alıntılayan Akyılmaz, 2005) (Şekil 9.7).



Şekil 9.7: Merkezcil taban fonksiyonlu YSA mimarisi

Gizli katmandaki *i*-inci sinirin çıktı değeri,

$$w_i = R_i(x) = R_i\left(\frac{\|x-c_i\|}{\sigma_i}\right)\ i = 1,2 \ldots . H \qquad \textbf{(9.4)}$$

ile hesaplanır. Burada, *x*; N-boyutlu girdi vektörü, *ci*; *x* ile aynı boyutta bir vektör, H gizli katmandaki sinirlerin sayısı ve $R_i(.)$ merkez noktasında tek maksimum değere sahip bir fonksiyon olan *i*-inci sinirin aktivasyon fonksiyonudur. Tipik olarak, $R_i(.)$ aşağıda verilen Gauss fonksiyonu

$$R_i(x) = e^{-(x-c_i)^2/\sigma_i^2} \qquad \textbf{(9.5)}$$

ya da lojistik fonksiyon

$$R_i(x) = \frac{1}{1+e^{(x-c_i)^2/\sigma_i^2}} \qquad \textbf{(9.6)}$$

olarak seçilir. Böylece, *i*-inci gizli katman elemanı tarafından hesaplanan merkezcil taban fonksiyonu değeri *i w, x* girdi vektörü o elemanın merkezi *i c* 'ye yakın olduğu zaman en büyük değeri alır.

Merkezcil taban fonksiyonlu sinir ağlarının toplam çıktısı iki şekilde hesaplanabilir. Bunlardan Şekil 9.7' de görülen basit olanı, gizli katmandaki her bir sinirin çıktı fonksiyonlarının ağırlıklı ortalamaları alınmak suretiyle toplam çıktı değerinin hesaplanmasıdır. Yani, matematiksel ifade ile

$$f(x) = \sum_{i=1}^{H} f_i w_i = \sum_{i=1}^{H} f_i R_i(x) \qquad \textbf{(9.7)}$$

şeklinde hesaplanır. Burada *fi*, gizli katmandaki *i*-inci sinirin fonksiyonel çıktı değeridir. İkinci bir yöntem olarak, sinirler arasına eklenecek yanal bağlantılar (Şekil

9.7'de görünmemektedir) ile ağın normlandırılmış çıktı değeri hesaplaması, **(9.8)** ile sağlanır.

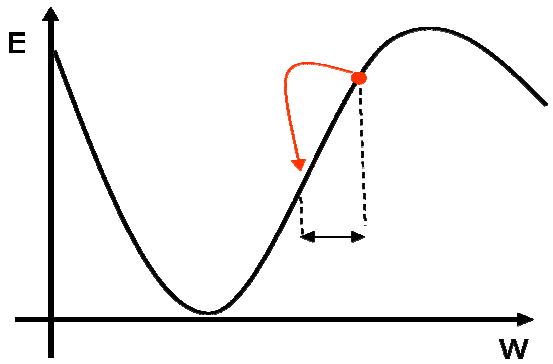
$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^{H} f_i w_i}{\sum_{i=1}^{H} w_i} = \frac{\sum_{i=1}^{H} f_i R_i(x)}{\sum_{i=1}^{H} R_i(x)} \qquad \textbf{(9.8)}$$

9.7.2 Geri beslemeli ağlar

Geri beslemeli YSA'larda, bazı sinirlerin çıktıları kendine ya da daha önceki katmanlardaki sinirlere geri beslenir. Böylece girdiler hem ileri hem de geri yönde aktarılmış olur. Bu tip ağlara dinamik sinir ağları da denilmektedir. Bu tip ağlar karmaşık dinamik sistemlerin modellenmesinde başarılı olarak kullanılmaktadır. Bu tip ağlarda ağın çıktı değeri sadece o anki girdi değerlerinin bir fonksiyonu olarak değil aynı zamanda daha önceki girdi ve çıktı değerlerinin de bir fonksiyonudur. Bu nedenle özellikle gürültülü sistemlerde önceden tahmin modelleri için uygun mimarilerdir (Özkan,2001). Bu ağlar çeşitli tipteki zaman serilerinin tahmininde oldukça başarılı sonuçlar vermektedir (Akyılmaz, 2005).

9.7.2.1 Eğim düşüm yöntemi

Geri beslemeli ağlarda ağırlıkların güncellenmesi eğim düşüm yöntemi ile yapılır. Burada asıl yapılmak istenen N parametreli bir ağ için N+1 boyutlu bir uzayda, N değişkenli bir yüzey üzerinde gezen bir noktanın hata maliyetini en aza indirmektir. Bu da istenen noktanın N değişkenli yüzey üzerinde eğimi sürekli olarak düşürecek yönde hareket etmesiyle sağlanabilir. Her bir ağırlığın güncellenmesi esnasında, hata fonksiyonunun her bir ağırlık yönünde kısmi türevinden faydalanarak o ağırlığın ne oranda değişmesi gerektiğiyle ilgili karar verilebilir (Şekil 9.8).

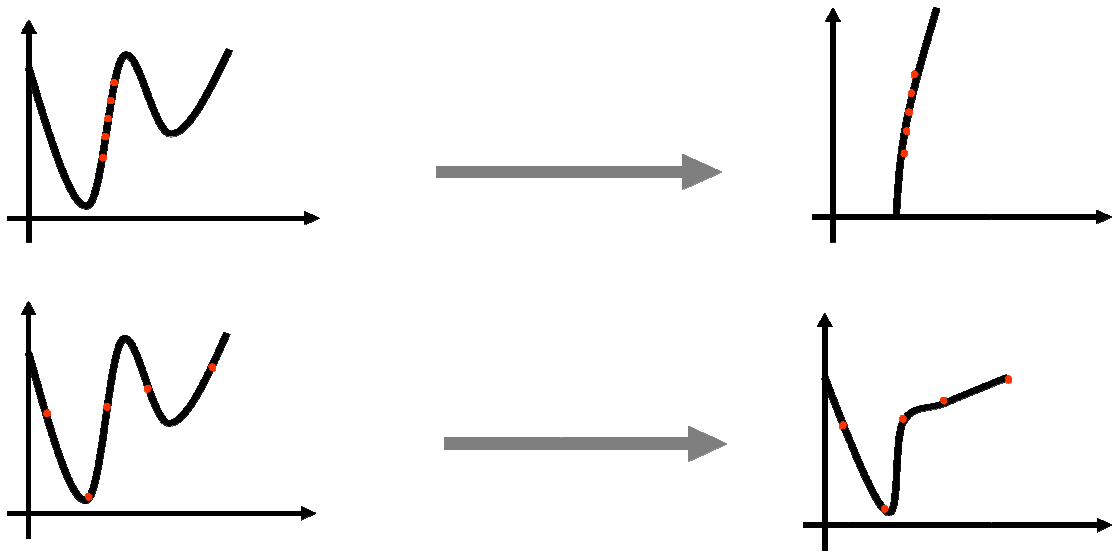


Şekil 9.8: Eğim düşüm yöntemi

$$\Delta w \approx \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad \textbf{(9.9)}$$

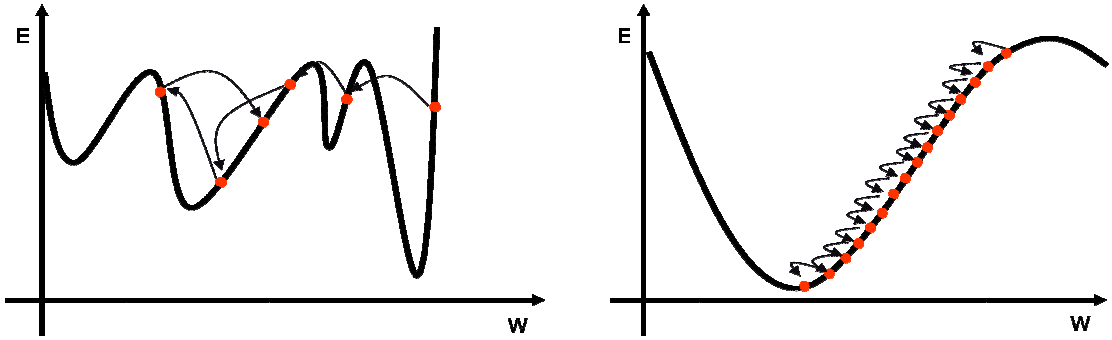
$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad \textbf{(9.10)}$$

Burada dikkat edilmesi gereken nokta örneklerin seçilmesi, öğrenme ve momentum katsayılarının iyi belirlenmesi, durdurma ölçütü ve eğitim sayısıdır. Eğitim verisi, problemin uzayını yeterince iyi temsil edebilecek fakat ağın performansını da düşürmeyecek sayıda ve şekilde seçilmelidir. Şekil 9.9 incelenirse; iyi seçilmemiş verilerle elde edilecek çıktıların yanlış sonuçlar doğuracağı kolaylıkla görülecektir.



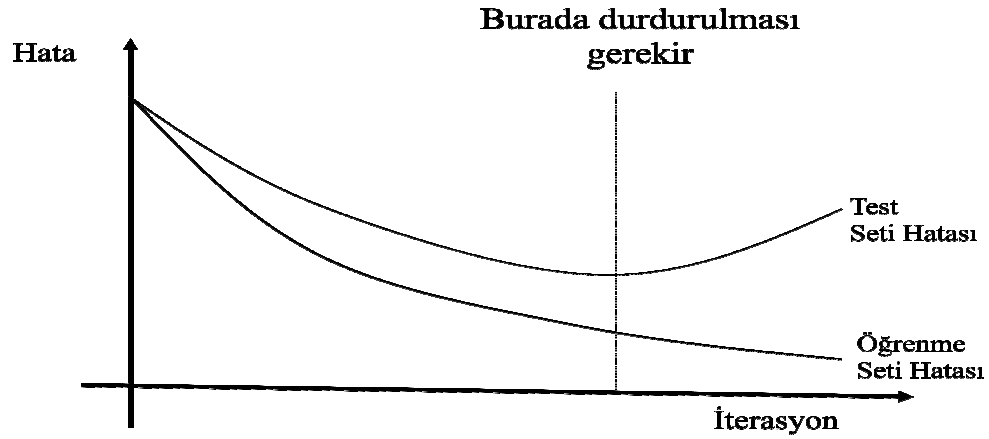
Şekil 9.9: Eğitim verisinin seçimi

Öğrenme katsayısı, ağırlıkların değişim miktarını belirler. Eğer öğrenme katsayısı gereğinden büyük olursa problem uzayında rastgele gezinme olur. Bunun da ağırlıkları rastgele değiştirmekten farkı olmaz (Şekil 9.10). Eğer öğrenme katsayısı çok küçük olursa çözüme ulaşmak daha uzun sürer (Şekil 9.10).



Şekil 9.10: Öğrenme katsayısının seçimi

Ağ gereğinden fazla eğitilirse problemi öğrenmek yerine verileri ezberler. Bu da ağın genelleme yapamamasına ve hatalı sonuçlar üretmesine neden olur (Şekil 9.11).



Şekil 9.11: Eğitim döngü sayısının belirlenmesi

9.8 YSA Öğrenme Algoritmaları

YSA insan zekâsı gibi örneklerle eğitilirler. Ağlar ne kadar çok örnekle eğitilirse problem üzerindeki teşhisi o kadar doğru olur. Öğrenme; gözlem, eğitim ve hareketin doğal yapıda meydana getirdiği davranış değişikliği olarak tanımlanmaktadır (Özkan,2001). Öğrenme algoritmalarına göre YSA' lar kontrollü ve kontrolsüz öğrenme olarak ikiye ayrılmaktadırlar.

9.8.1 Kontrollü öğrenme

Bu yönteme Türkçe literatürde denetimli ve eğitimli öğrenme de denmektedir. Kontrollü öğrenme de, yapay sinir ağının eğitimi için eğitici veriler (eğitim seti) kullanılmaktadır. Eğitim seti giriş bilgileri ve istenen(hedef) bilgiler olmak üzere iki ayrı vektör gibi düşünülebilir. Vektörlerin her bir karşılıklı elemanları bir eğitim çiftini oluşturmaktadır. Ağın eğitimi için, öncelikle bağlantı ağırlıklarına rastgele değerler atanmaktadır. Daha sonra eğitim çiftlerine bağlı olarak bir algoritma ile ağırlıklar yenilenmektedir. İstenilen bilgiler ve ağın çıkışı arasındaki fark (hata) azalıncaya kadar eğitim sürdürülmektedir. Ağ çıkışındaki, hatanın azalması ağırlıkların kararlılık kazanması demektir. Ağırlıklar istenilen kararlılığa ulaştığında eğitim bitirilmektedir.

9.8.2 Kontrolsüz öğrenme

Kontrolsüz öğrenmeye Türkçe literatürde eğiticisiz öğrenme ve "Kendi kendine öğrenilebilen mod" da denilmektedir. Bu öğrenme modunda eğitim seti kullanılmamaktadır. Ağ, birbirine benzer giriş bilgilerini gruplamakta veya giriş bilgisinin hangi gruba ait olduğunu göstermektedir. Ağ eğitimi için sadece giriş bilgileri yeterli olmakta, referans alınacak (eğitici) bilgiye ihtiyaç duyulmamaktadır. Ağın performansını kendiliğinden izlenmesi söz konusudur. Ağ, giriş sinyallerinin yönüne veya düzenine bakmakta ve ağın fonksiyonuna göre ayarlama yapmaktadır. Ağ kendini nasıl organize edeceği hakkında bir miktar bilgiye sahip olmalıdır.

9.8.3 Standart geriye yayma öğrenme algoritması

Genel bir formülasyon çıkarmak için her bir katmanında farklı sayıda sinir bulunan çok katmanlı ileri beslemeli bir ağ yapısı ele alalım. *Sk*, *k*-ıncı katmandaki sinir sayısını göstermek üzere, k+1. Katmandaki i inci sinirin net girdisi, bias terimi ile birlikte

$$n_i^{k+1} = \sum_{j=1}^{Sk} w_{i,j}^{k+1} a_j^k + b_i^{k+1} \qquad \textbf{(9.11)}$$

olacaktır. Aynı i inci sinir çıktı değeri ise

$$a_i^{k+1} = f^{k+1}\left(n_i^{k+1}\right) \qquad \textbf{(9.12)}$$

ile hesaplanır. Burada f^{k+1}, k+1. Katmandaki sinirlerde tanımlanmış olan aktivasyon fonksiyonudur. Böylece M adet katmandan oluşan bir ağ için denklem sistemleri matris formu ile **(9.13,14)** şeklinde yazılır.

$$\underline{a^0} = \underline{x} \qquad \textbf{(9.13)}$$

$$\underline{a}^{k+1} = \underline{f}^{k+1}\left(\underline{W}^{k+1}\underline{a}^k + \underline{b}^{k+1}\right),\ k = 0,1,\dots.,M-1 \qquad \textbf{(9.14)}$$

Ağın görevi girdi – çıktı çiftleri kümesi $\{(\underline{x}_1,\underline{t}_1),(\underline{x}_2,\underline{t}_2),\dots,(\underline{x}_p,\underline{t}_p)\}$ arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktadır. Ağın performans ölçütü E, $\underline{a}_p^M$, p inci girdi vektörü $\underline{x}_p$ için ağın çıktı vektörü olmak üzere,

$$E = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}\left(\underline{t}_p - \underline{a}_p^M\right)^T\left(\underline{t}_p - \underline{a}_p^M\right) = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}\underline{\varepsilon}_p^T\varepsilon_p \qquad \textbf{(9.15)}$$

şeklindedir. $\underline{\varepsilon}_p = \underline{t}_p - \underline{a}_p^M$, p inci girdi vektörü için ağ tarafından hesaplanan çıktı vektörünün hatasıdır. Standart hata geriye yayma algoritması için yaklaşık eğim azaltımı kuralı kullanılır. Buna göre ağ parametrelerinin güncellenmesi için eşitlikler **(9.9)** ve **(9.10)**'da verilmiştir.

Performans ölçütünün k ıncı katmandaki i inci sinirin net girdisindeki değişime olan duyarlılığı,

$$\delta_i^k \equiv \frac{\partial E}{\partial n_i^k} \tag{9.16}$$

şeklinde tanımlanır. Böylece **(9.11), (9.15)** ve **(9.16)** eşitliklerinden ve türevde zincir kuralı ile

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} = \frac{\partial E}{\partial n_i^k}\frac{\partial n_i^k}{\partial w_{i,j}^k} = \delta_i^k a_j^{k-1} \tag{9.17}$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^k} = \frac{\partial E}{\partial n_i^k}\frac{\partial n_i^k}{\partial b_i^k} = \delta_i^k \tag{9.18}$$

Eşitlikleri türetilebilir. Ayrıca bu duyarlılıklar arasında **(9.19)** yinelemeli eşitliği de geçerlidir.

$$\underline{\delta}^k = \dot{F}^k(\underline{n}^k)(\underline{W}^{k+1})^T\underline{\delta}^{k+1} \tag{9.19}$$

Burada,

$$\dot{f}^k(n) = \frac{df^k(n)}{dn} \tag{9.20}$$

$$\dot{F}^k(\underline{n}^k) = \begin{bmatrix} \dot{f}^k(n_1^k) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \dot{f}^k(n_2^k) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \dot{f}^k(n_{Sk}^k) \end{bmatrix} \tag{9.21}$$

dir. Bu yinelemeli ilişki **(9.22)** eşitliği ile son katmanda başlayıp **(9.19)** eşitliği ile devam eder.

$$\underline{\delta}^M = -\dot{F}^M(\underline{n}^M)(\underline{t}_p - \underline{a}_p) \tag{9.22}$$

Böylece öğrenme algoritması bütün olarak şu şekilde tanımlanabilir: Önce girdi değerleri **(9.11)** ve **(9.12)** eşitlikleri kullanılarak ileri yönde beslenir; sonra **(9.22)** ve **(9.19)** eşitlilikleri ile duyarlılıklar geriye doğru yayılır; son olarak da **(9.9)**, **(9.10)**, **(9.17)** ve **(9.18)** eşitlikleri ile ağ ağırlıkları ve bias parametreleri güncellenir. Bu işlem merkezcil taban fonksiyonlu ağlar için daha basit ve hızlıdır.

9.8.4 Gauss – Newton ve Levenberg - Marquardt öğrenme algoritması

Bu iki yöntem birbirleri ile yakın benzerlik gösterdiği için ayrı başlıklar altında değil de tek başlık altında açıklama yoluna gidilmiştir. Öncelikle, *hata geriye yayma* yöntemi eğim azaltımı algoritmasına dayalı bir yöntemken Levenberg-Marquardt yöntemi Newton yöntemine dayalı bir yöntemdir.

$E(\underline{x})$, $\underline{x}$ parametre vektörüne bağlı olarak minimize edilecek fonksiyon olsun, böylece Newton metoduna göre güncelleme vektörü,

$$\Delta\underline{x} = -\left[\nabla^2 E(\underline{x})\right]^{-1} \nabla E(\underline{x}) \qquad \textbf{(9.23)}$$

ile elde edilir. Burada $\nabla^2 E(\underline{x})$ Heissen matrisi ve $\nabla E(\underline{x})$ eğim (gradyan) vektörüdür. Eğer $E(\underline{x})$ hataların kareleri toplamı olarak tanımlanan

$$E(\underline{x}) = \sum_{i=1}^{N} \varepsilon_i^2(\underline{x}) \qquad \textbf{(9.24)}$$

bir fonksiyon olarak seçilirse aşağıdaki eşitlikler yazılabilir.

$$\nabla E(\underline{x}) = J^T(\underline{x})\varepsilon(\underline{x}) \qquad \textbf{(9.25)}$$

$$\nabla^2 E(\underline{x}) = J^T(\underline{x})J(\underline{x}) + S(\underline{x}) \qquad \textbf{(9.26)}$$

Burada J Jakobi matrisidir ve elemanları **(9.27)** şeklinde hesaplanır.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial \varepsilon_1(\underline{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial \varepsilon_1(\underline{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial \varepsilon_1(\underline{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial \varepsilon_2(\underline{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial \varepsilon_2(\underline{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial \varepsilon_2(\underline{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \varepsilon_n(\underline{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial \varepsilon_n(\underline{x})}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial \varepsilon_n(\underline{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix} \qquad \textbf{(9.27)}$$

$S(\underline{x})$ matrisi ise,

$$S(\underline{x}) = \sum_{i=1}^{N} \varepsilon_i(\underline{x})\nabla^2 \varepsilon_i(\underline{x}) \qquad \textbf{(9.28)}$$

şeklinde tanımlıdır.

Gauss – Newton yöntemi için $S(\underline{x}) \approx 0$ kabul edilir ve **(9.23)** eşitliğindeki güncelleme

$$\Delta\underline{x} = \left[\mathrm{J}^T(\underline{x})J(\underline{x})\right]^{-1}\mathrm{J}^T(\underline{x})\varepsilon(\underline{x}) \qquad \textbf{(9.29)}$$

ile yapılır.

Levenberg _ Marquardt yönteminde ise parametre güncelleme küçük bir farklılık ile

$$\Delta\underline{x} = \left[\mathrm{J}^T(\underline{x})J(\underline{x}) + \lambda I\right]^{-1}\mathrm{J}^T(\underline{x})\varepsilon(\underline{x}) \quad \textbf{(9.30)}$$

eşitliği ile gerçekleştirilir. Burada λ değiştirilebilir pozitif bir katsayı, I ise birim matristir. Eğer bir döngü adımı sonrası $E(\underline{x})$ artış gösterecekse bu λ değişkeni β >1 gibi bir çarpan ile çarpılır, eğer $E(\underline{x})$ azalma gösterirse de tam tersi şekilde β ile bölünür. λ büyük olduğunda algoritma eğim azaltımı, küçük olduğunda da Gauss-Newton yöntemi olur. Levenberg-Marquardt yöntemi Gauss-Newton yönteminin güven alanı değişimi olarak da düşünülebilir (Battiti,1992 alıntılayan Akyılmaz, 2005).

Bu algoritmada en önemli adım Jakobi matrisi elemanlarının hesaplanmasıdır. Sinir ağları uygulamasında Jakobi matrisi elemanları geriye yayma algoritmasında yapılacak ufak bir değişiklikle hesaplanabilir. **(9.15)** eşitliğinde verilen performans ölçütü, R girdi katmanındaki değişken (sinir) sayısı ve $N = P \times SM$ olmak üzere ağın bilinmeyen parametre vektörü $\underline{x}$

$$\underline{x} = [w_{1,1}^1 w_{1,2}^1 \dots\ w_{S1,R}^1 b_1^1 \dots b_{S1}^1 w_{1,1}^2 w_{1,2}^2 \dots\ w_{S2,S1}^2 b_1^2 \dots b_{S2}^2 \dots w_{1,1}^M w_{1,2}^M \dots\ w_{SM,SM-1}^M b_1^M \dots b_{SM}^M]^T \quad \textbf{(9.31a)}$$

olarak alındığında **(9.24)** eşitliğinde verilen performans ölçütü ile eşdeğerdir. Standart hata geriye yayma yönteminde

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} = \frac{\partial \sum_{m=1}^{SM} \varepsilon_p^2}{\partial w_{i,j}^k} \quad \textbf{(9.31b)}$$

gibi terimler hesaplanmaktaydı. Levenberg-Marquardt algoritmasındaki Jakobi matrisi elemanlarını belirlemek için ise

$$\frac{\partial \varepsilon_p}{\partial w_{i,j}^k} \quad \textbf{(9.32)}$$

şeklindeki terimler hesaplanmalıdır. Bu terimler, standart geriye yayma algoritmasındaki son katmanda

$$\underline{\Delta}^M = -\dot{F}^M(\underline{n}^M) \quad \textbf{(9.33)}$$

şeklinde yapılacak küçük bir değişiklikle hesaplanabilir. $\underline{\Delta}^M$ matrisinin herbir kolonu Jakobi matrisinin bir satırını oluşturmak için ağ içerisinde geriye yayılması gereken duyarlılık vektörüdür. Yöntem adım adım özetlenmek istenirse aşağıdaki şekilde bir işlem sırası izlenir.

1-) Bütün girdiler ağa verilip **(9.13)** ve **(9.14)** eşitlikleriyle ağ çıktı değeri ve de hatalar ($\underline{\varepsilon}_p = \underline{t}_p - \underline{a}_p$) hesaplanır.

2-) **(9.33)**, **(9.22)**, **(9.19)**, **(9.20)** ve **(9.27)** eşitlikleri ile Jakobi matrisi hesaplanır.

3-) **(9.30)** eşitliğinden $\underline{\Delta}x$ güncelleme vektörü belirlenir.

4-) $\underline{x} + \underline{\Delta}x$ güncellemesi yapılarak yeniden karesel performans ölçütü E hesaplanır. Yeni E değeri öncekinden küçük ise λ katsayısı β ile küçültülür $\underline{x} = \underline{x} + \underline{\Delta}x$ ile 1. adıma dönülerek işleme devam edilir. Eğer yeni E değeri öncekinden büyük ise λ, β ile büyültülerek 3. Adıma dönülür.

5-) Algoritma, **(9.25)** eşitliğinde verilen gradyenin normu önceden belirlenmiş bir değerden küçük olduğunda ya da hataların kareleri toplamı amaçlanan bir değerden küçük olduğunda yakınsamış demektir ve işlem sonuçlandırılır.

Levenberg-Marquardt algoritmasının yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılması için bazı ön şartlar vardır. Bunlardan en önemlisi ağın çıktı katmanında tek bir sinir yani tek bir çıktı değişkeni olması şartıdır. Bir diğer şart olarak da sadece performans ölçütünün karesel hata formunda tanımlanmış olması gerekliliğidir. Ayrıca Levenberg-Marquardt algoritmasındaki bellek ihtiyacı bilinmeyenlerin (yani sinaptik ağırlıkların) sayılarının karesiyle orantılıdır. Bu neden çok büyük ağların eğitilmesi için etkin bir yöntem değildir. Ayrıca merkezcil taban fonksiyonlu ağların eğitiminde de kullanılamamaktadır (Bishop, 1995; Shepherd, 1997 alıntılayan Akyılmaz, 2005).

10. BULANIK MANTIK VE BULANIK KÜME TEORİSİ

10.1 Giriş

Mantık, insan ile birlikte var olan bir olgudur. Mantığın bir bilim olarak temellerinin Aristo tarafından atıldığı bilinmektedir. Bir bilim olarak ilk kullanım alanı da felsefe olmuştur. Aristo aklın dolayısıyla mantığın üç prensibinden söz eder: Özdeşlik ilkesi, Çelişmezlik ilkesi ve Halin olanaksızlığı ilkesi. Bu üç ilkeye göre özetle bir nesnenin kesin sınırları belirlenmiş ve tanımı yapılmıştır. Şöyle ki, birinci ilkeye göre, bir nesne kendisidir. İkinci ilkeye göre, o nesnenin kendisinden başka bir şey olamayacağı, üçüncü ilke ise o nesne için üçüncü bir alternatifin olamayacağıdır. Sonuçta bir şey ya var, ya yoktur. Bir şey ya A' dır ya A değildir.

Bu mantık ilkeleri bilimde yıllar boyunca taraftar buldu; çünkü bilim, kesinlik istiyordu. Doğa olaylarının açıklanabilmesi için kesin hükümlere ihtiyaç vardı; fakat ilerleyen yıllarda doğa olaylarının bütün çabalara rağmen her zaman belirsizliği koruyabileceği yönünde görüşler gelişti. Bu yaklaşıma göre doğrular belli derecelerde yanlış, yanlışlarda belli oranlarda doğru içerebilmekteydi. Burada araştırmanlar belirsizlik kavramı ile karşılaştılar. Çünkü doğaya ilişkin bilgiler ilk bakışta insana karmaşık gelir. Bu karmaşıklık genellikle kesin düşünce ve karar veremeyiş şeklinde ortaya çıkan belirsizliklerden kaynaklanır. "Doğanın en anlaşılmaz yanı, onun anlaşılabilir olmasıdır" diyen A. Einstein, insan aklına ve onun yeteneklerine güvenmiştir. Bilgisayarların aksine insan beyninin düşünme ve oldukça yetersiz, eksik ve belirsizlik içeren veriler ve bilgiler ile işlem yapabilme, yaklaşık da olsa çözümler üretebilme yeteneği vardır. Bu bakımdan insan zekâsını ve düşünme yapısını, problemlerin çözümünde kullanılmak üzere taklit edilmek istenmiştir.

Bir sistem hakkında daha çok şey öğrenildikçe, bu sistemin karmaşıklığı azalır ve bizlerin sistemi anlama derecemiz artar. Karmaşıklık azaldıkça, hesap yöntemlerinin

imkan tanıdığı doğruluk, sistemin modellenmesi için daha önemli bir değişken olur (Ross,1995, alıntılayan Akyılmaz, 2005)

Bu yüzden belirsizliği tanımlamak istersek; belirsizlik, bir bilgi alanında bazı kural veya durum belirteçlerinin olmaması yani bilginin eksikliği, bilginin içerikleri ile ilgili bir takım şüphelerin var olması, ya da içeriğin kesin bir ifade taşımaması anlamında kullanılmaktadır (Şahin,2003).

Bilim ve teknolojide meydana gelen hızlı gelişme ile beraber tüm ölçmeler ve hesaplamalar daha duyarlı yapılmaya başlayınca hiç bir belirsizlik türü ihmal edilmemeye ve bunlar hesaplamalarda göz önüne alınmaya başlandı. Bu noktada belirsizliği ele alan geleneksel yöntemin (olasılık teorisi) eksik olduğu ve bazı durumlarda uygulanamadığı ortaya çıkmıştır (Teymur, 1998).

Jeodezik ölçülerin ve modellerin değişen derecelerde belirsizlikler içerdiği bilinmektedir. Jeodezik ölçülerin ve bunlardan türetilen fonksiyonların hatası adını alan belirsizlikler, ölçmeler üzerindeki çevresel etkiler, insan duyularındaki ve de ölçme aletlerindeki yetersizliklerden kaynaklanmaktadır (Akyılmaz, 2005).

Klasik mantık "her önerme ya doğrudur ya yanlıştır" varsayımına dayanmaktadır. Dolayısıyla klasik kontrol teorisi, özellikle sistemin kesin matematik modelinin bilindiği durumlarda bu modeller yardımıyla güçlü analiz ve iyi çözümler üretebilmektedir (Sarı, 2001). Ancak sistemin kesin matematik modelinin bilinmediği ya da değişkenlerin belirsizlikler içerdiği durumlarda klasik mantığın yetersiz kalması ve matematiksel modelin klasik mantık kullanılarak çıkarılması konusunda çeşitli güçlüklerin oluşması, bilim adamlarının bulanık mantık üzerinde yoğunlaşmasına sebep olmuştur.

Bulanık mantık temelde insanın herhangi bir süreci kontrol etmedeki düşünsel ve sezgisel davranışının benzetimine dayanmaktadır. Bir başka ifade ile bulanık mantıkta klasik mantıktaki varsayımın aksine, bir şey ne tam doğru ne de tam yanlıştır. Bulanık mantıkta, değişkenlere kesin değerler atmak yerine dilsel tanımlar verilir ve bu tanımlardan sonuç çıkarımları yapılır. Söz konusu dilsel tanımlar yani bulanık küme doğru (1), yanlış (0) ve 0-1 arasında değişen değerlerden oluşur.

Bulanık mantık kavramı ilk kez 1965 yılında California Üniversitesi öğretim üyelerinden Prof. Lotfi Zadeh tarafından yayınlanan "Fuzzy Sets" adlı makalede

sunulmuştur. 1974 yılında Londra Üniversitesinden Ebraham Mamdani'nin bulanık mantığı bir buhar makinesine uygulaması bu kavramın dönüm noktası olmuştur. Bu uygulamada "Eğer türbin hızı çok hızlı artıyorsa ve basınç çok düşük ise, buhar vanasını biraz aç" türünden kurallardan oluşan uzman bir sistem geliştirilmiştir.

Bulanık mantık kuramının ilk önemli endüstriyel uygulaması çimento sanayisinde olmuştur. Bu sanayide değirmen içerisindeki sıcaklık ve oksijen oranı, ürün kalitesi açısından çok önemlidir. Operatörlerin bu konuda yeterli bir uzmanlık kazanabilmeleri için yıllar geçmesi gerekmektedir. Fakat kişiler ve uzmanlık düzeyleri arasında kaçınılmaz farklılıklar olacağından, üretilen çimentonun kalitesi vardiyadan vardiyaya değişecek, tutarlı kalitede çimento üretimi çok zor olacaktır. Bir firma bu nedenlerle doğrusal bir model üzerine kurulu geleneksel denetleyici yerine, bir bulanık mantık denetleyici kullanmayı düşünmüş ve çok başarılı sonuçlar veren bir uzman sistem geliştirmiştir (Şahin, 2003).

Bir diğer önemli örnek Japonya'da 1987 yılında faaliyete geçen Sendai metrosudur. Geliştirilen sistemde, daha önce tren operatörü tarafından basit bir denetleyici aracılığıyla yapılan ve yolcuların sarsıntılı bir yolculuk geçirmelerine neden olabilen hızlanma ve yavaşlama işlemleri otomatik olarak yapılmakta ve tren operatörünün yapması gereken işler kapıları kapatmak ve başlatma düğmesine basmak gibi birkaç işlemle sınırlı kalmaktadır. Böylece yolcuların, demirlere tutunma gereksinimi duymadan rahat bir yolculuk yapabilmeleri sağlanmıştır ve kullanılan enerji %10 oranında azalmıştır.

Günlük hayatta kullanılan sıcak – soğuk veya uzun – kısa kavramları geleneksel küme teorisi ile açıklanamayacak kavramlardır. Örneğin ılık kavramının belli bir derecede sıcak ve belli bir derecede soğuk olduğu söylenebilir. Klasik küme teorisinde Venn diyagramlarıyla ifade edilemeyen bu tarz büyüklükler, bulanık mantık teorisinde üyelik fonksiyonları ile ifade edilirler.

Bulanık mantığın en güçlü uygulamaları, doğrusal olmayan ve girişlerinde veya tanımlanmalarında belirsizlik bulunan karmaşık sistemlerin gerçekleştirilmesinde ortaya çıkmaktadır. Kontrol sistemleri ile birlikte yeterli doğrulukta modellenemeyen çok karmaşık sistemler, önemli ölçüde doğrusal olmayan sistemler, girişlerinde veya tanımlarında belirsizlik olan sistemler için bulanık mantığı kullanmak en iyi çözümü verir.

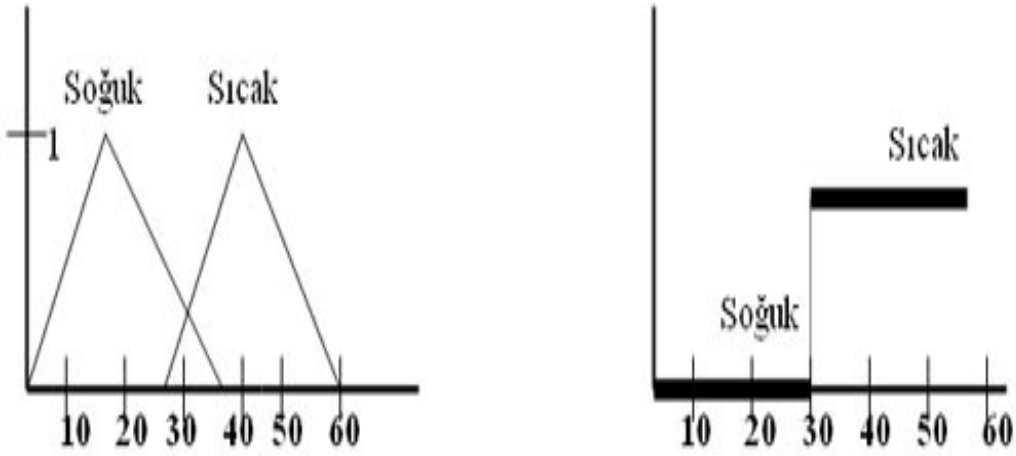
Bulanık mantık kontrolünde ileri düzeyde bir matematik bilgisine ihtiyaç yoktur. Bir başka ifade ile insanın kontrol stratejisini taklit eden bu kontrolün anlaşılması kolaydır.

Bulanık mantık diğer sistemlere göre daha basit bir yazılıma sahip olduğundan hem kolay anlaşılır, hem de yazılım ve donanım maliyeti düşük olan bir kontrol sistemidir.

10.2 Klasik Mantık ve Klasik Küme Teorisi

Matematikte küme veya cümle, ayırt edilebilen belirli özellikleri olan nesnelerin bütünüyle kavranmış topluluğu olarak ifade edilmektedir. Küme kendisine neyin ait olup olmadığı konusunda herhangi bir şüphenin bulunmadığı topluluktur. Bahsedilen bu topluluk veya nesneler, bu kümenin elemanlar veya üyeleri olarak isimlendirilirler.

Klasik küme teorisinde, bir eleman o kümenin ya elemanıdır ya da değildir. Bunun ortası yoktur. Başka bir deyişle, bir eleman ya o kümeye aittir, yani üyelik derecesi 1'dir veya ait değildir, yani üyelik derecesi 0'dır. Doğal olarak bu ikili mantığın hiçbir esnekliği yoktur (Şekil 10.1).



a) b)

Şekil 10.1: (a) Bulanık Mantığa, (b) Klasik Mantığa göre "Sıcak – Soğuk" kümesinin gösterimi (Şahin, 2003)

10.3 Bulanık Küme Teorisi

Bulanık bir küme, çalışma yapılan alana ait her bir bireye, matematiksel olarak kümedeki üyelik derecesini temsil eden bir değer atayarak tanımlanır. Bu değer elemanın, bulanık küme tarafından ifade edilen kavrama uygunluk derecesini ifade eder. Bundan dolayı bireylerin kümeye ait olması farklılaşır. Üyelik dereceleri 0 ile 1 arasındaki gerçel sayılarla temsil edilirler. Tam üye olma ve üye olmama durumu, bulanık kümede hala sırasıyla 1 ve 0 değerleriyle karşılanır. Bundan dolayı da, klasik küme kavramı bulanık küme kavramının bu iki değere kısıtlandırılmış özel bir şekli olarak görülebilir. Bir diğer ifade ile klasik mantıktaki "evet – hayır" ya da "doğru – yanlış" gibi kesin ifadelerin aksine bulanık mantıkta keskin olmayan esnek ifadeler kullanılır. Bulanık mantık kavramı çok yakın bir zaman önce ortaya atılmış olsa da tam olarak insan beyninin düşünme tarzını ortaya koymaktadır. Örneğin A kişisine göre sıcak olan bir cisim B kişisine göre ılık olabilir. Bulanık mantıkta sıcaklık ve ılıklık arasındaki bu ayrım belirlenmiştir. Yani cisim belli oranda; örneğin % 75 sıcak %25 soğuktur.

10.3.1 Bulanık kümeler, tanımlar

Bulanık kümeler, modeli oluşturan kümelerin açık bir şekilde tanımlanamadığı durumlarda sistem modellerinin kurulmasına olanak sağlar. Bulanık kümelerin bir diğer önemli özelliği de sadece sayısal veriler ile değil aynı zamanda sözel değişkenler ile de işlem yapabilmeye olanak sağlamasıdır. Bulanık mantıkta veri algılayıcılar ve insan deneyimleri olmak üzere iki kaynaktan gelir. Algılayıcılar sayısal değerlerinin teminini ve insan deneyimleri sistem hakkında operatörün dilsel tanımlamalarını ve kontrol kurallarını içerir.

Üyelik fonksiyonları, tek anlamlı bir büyüklüğün söz konusu bulanık kümedeki üyelik derecesini gösterir. Üyelik fonksiyonlarının tasarımında çok sayıda değişik temel şekiller kullanılabilir. Trapezoid şeklindeki üyelik fonksiyonları en yaygın olanlarıdır (Akyılmaz, 2005) (Şekil 10.2). Bu tip üyelik fonksiyonları kolayca tanımlanabilir ve hesaplamaları kolaydır. Ayrıca normlandırılmış Gauss olasılık fonksiyonu ile tanımlanan Gauss tipi üyelik fonksiyonu her yerde türetilebildiği için özellikle parametrelerin optimizasyon ile belirleneceği modeller için çok kullanışlıdır (Akyılmaz, 2005).

Burada bazı temel tanımları vermekte yarar vardır.

Çekirdek, bir A bulanık kümesinin çekirdeği bu kümede tanımlı x değerleri için üyelik dereceleri $\mu_A(x)=1$ olan bütün noktalar kümesidir.

Dayanak, üyelik dereceleri $\mu_A(x)>0$ olan noktalar kümesidir.

Geçiş noktaları, üyelik dereceleri $\mu_A(x)=0,5$ olan noktalardır.

Yükseklik, bir A bulanık kümesinin tanımladığı en büyük üyelik derecesidir ve yüksekliği her zaman 1 olmayabilir.

Bulanık sayı, gerçel sayılar doğrusu üzerinde tanımlı bir bulanık küme, eğer dış bükey, normal, üyelik fonksiyonu parça parça sürekli ve de çekirdeği bir tek değerden oluşuyorsa bu adı alır.

Genişletme ilkesi, bulanık mantık kapsamındaki en önemli araçlardan biri olarak kabul edilmektedir. Matematiksel işlemler gibi bulanık olmayan kavramların genelleştirilerek bulanık kümelere uygulanmasını sağlar.

10.3.2 Bulanık küme işlemleri

Bulanık küme işlemleri klasik kümelerdeki işlemlere benzemekle beraber, üyelik derecelerinin değerlendirilmesi ile ilgili bazı farklılıklar söz konusu olmaktadır. Bir topluluk üzerinde A, B gibi iki tane bulanık alt kümenin bulunduğu kabulü ile verilmiş bir x öğesi için aşağıdaki işlemler tanımlanabilir.

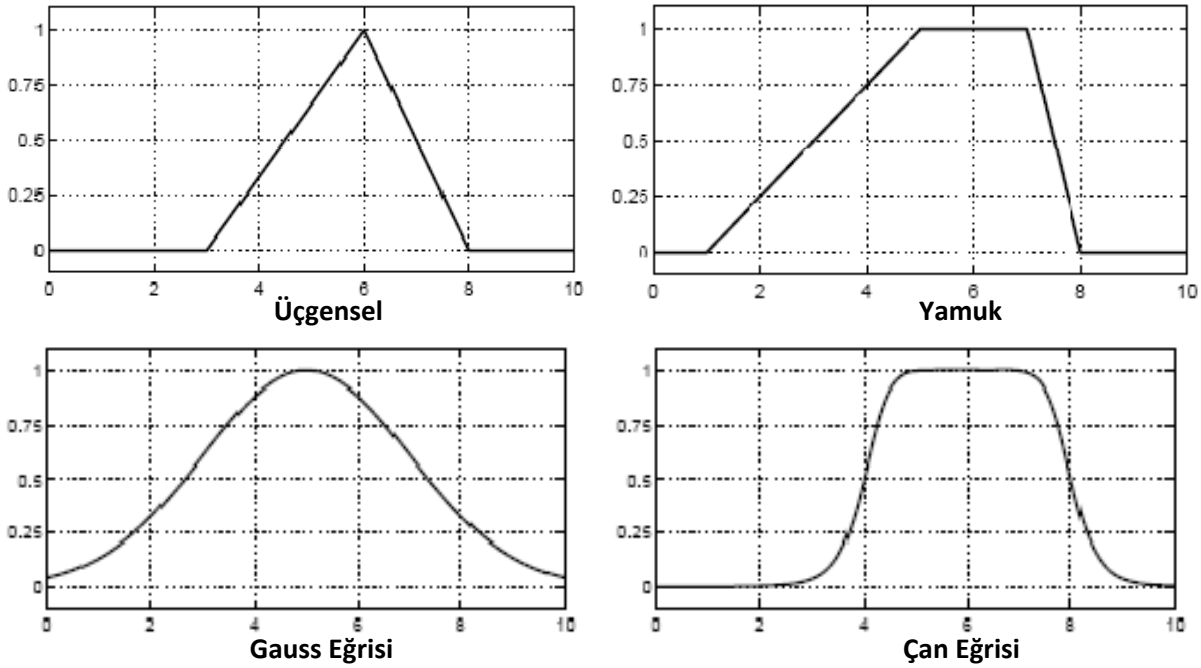
Birleşim kümesi, E evrensel kümesi altında tanımlanan A ve B kümelerinin birleşimi AUB şeklinde tanımlanır. Bu kümenin üyelik fonksiyonu şeklindeki matematiksel ifadesi $\mu_{AUB(x)}=\max(\mu_A, \mu_B)$ ile gösterilir.

Kesişim kümesi, A ve B kümelerinin kesişimi A∩B şeklinde tanımlanır. Bu kümenin üyelik fonksiyonu şeklindeki ifadesi $\mu_{A\cap B(x)}=\min(\mu_A, \mu_B)$ ile gösterilir.

Tümleyen, A kümesinin üyelik fonksiyonunun tümleyeni $\mu_A^c(x) = 1- \mu_{A(x)}$ ile gösterilir.

Alt küme, eğer E evrensel kümesinin her bir elemanının A kümesindeki üyelik derecesi B kümesindeki üyelik derecesinden küçük veya eşit ise A kümesi B kümesinin alt kümesidir. $\mu_{A(x)} \leq \mu_{B(x)}$, xϵE ise $A \subseteq B$'dir.

Eşit küme, E evrensel kümesinin her bir elemanının A kümesindeki üyelik derecesi B kümesindeki üyelik derecesine eşit ise A kümesi B kümesine eşittir. $\mu_{A(x)} = \mu_{B(x)}$, xϵE ise A=B'dir.



Şekil 10.2: Bazı üyelik Fonksiyonları

10.4 Bulanık Çıkarım Sistemleri (BÇS)

Bulanık çıkarım sistemleri, bulanık eğer – ise kuralları adı verilen bulanık kurallara dayanan sistemlerdir. Bu nedenle BÇS bulanık kural tabanlı sistemler olarak da adlandırılırlar. BÇS' nin temelini oluşturan eğer – ise kuralları, öncül ve soncul kısımlardan oluşmaktadır. Öncül kısımda sonuca sebep olan giriş değişkenleri ve bunlar arasındaki mantıksal ilişkiler, soncul kısımda ise bu giriş değişkenlere bağlı olarak ortaya çıkan sonuç değişken(ler)i yer alır. Genel olarak bir bulanık kural aşağıdaki formdadır:

Kural: **eğer** A ("koşul") **ise** B ("sonuç")

Bir bulanık çıkarım sistemi beş adet işlevsel bloktan oluşmaktadır. Bunlar;

- Sayısal girdi değerlerini sözel olarak nitelendirmiş bulanık kümelerdeki üyelik derecelerine atayan bir bulanıklaştırma ara yüzü

- Bulanık kurallar içerisindeki bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarının tanımlandığı bir veri tabanı
- Bulanık eğer – ise kurallarından oluşan bir kural tabanı
- Kurallar üzerindeki çıkarım işlemlerini yürüten bir karar verme ünitesi
- Bulanık işlemler sonucu elde edilen bulanık çıkarım sonuçlarını kesin sayısal çıkış değerine dönüştüren bir durulaştırma ara yüzüdür (Akyılmaz, 2005).

Bulanık çıkarım sistemlerince yapılan çıkarım adımları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1. Girdi değişkeninin öncül kısımdaki üyelik fonksiyonları ile karşılaştırılıp her bir sözel bulanık kümedeki üyelik değerlerinin elde edilmesi (bulanıklaştırma)
2. Her bir kuralın gerçeklik değerini (ağırlığını) elde etmek için öncül kısımdaki üyelik değerlerinin birleştirilmesi
3. Ağırlıklarına bağlı olarak her bir kuralın soncul kısmının belirlenmesi (implikasyon)
4. Bütün kuralların soncul bölümlerinin birleştirilerek sistem çıktısı için tek bir keskin sayısal değerin belirlenmesi (durulaştırma)

10.5 Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemleri (ANFIS)

10.5.1 Adaptif ağ

Bulanık eğer – ise kurallarının ve de ilgili üyelik fonksiyonlarının üretilmesi, göz önüne alınan sistem hakkındaki öncül bilgilere sıkı sıkıya bağlıdır. Ne var ki, klasik eğitimsiz bulanık çıkarım sistemleri ile problemlere sadece yaklaşık çözümler getirilebilmektedir. Bunun nedeni, uzman deneyimleri ile ortaya konan üyelik derecelerinin kişiye bağlı olarak ve sadece yaklaşık değerler olması ve böylece girdi çıktı ilişkisini yeterli doğrulukta ortaya koyamamasıdır (Akyılmaz, 2005).

YSA'ların homojen yapıları nedeniyle, ilgili YSA'nın ağırlıklarından ya da yapısından sözel bir anlam çıkarmak imkânsızdır. Bu nedenle YSA, kara kutu niteliğindeki modellerden sayılmaktadır. Bu özellikler dikkate alınarak, özellikle veri hacminin büyük olduğu problemlerde, belirli öğrenme algoritmalarının kullanılmasıyla bulanık sistem parametrelerinin optimize edilmesini sağlayan ANFIS önerilmiştir. ANFIS, bulanık sistemin yapısının; YSA'ların topolojik yapısı olan

adaptif ağ yapısı ile birleştirilerek model parametrelerinin optimize edildiği bulanık sistemlerdir (Akyılmaz, 2005).

10.5.2 Hibrid öğrenme algoritması

Adaptif ağlar ile girdi – çıktı ilişkisini yüksek doğrulukla ortaya koyabilmek için adaptif düğümlere ait parametrelerin optimize edilmesi gerekir. Adaptif ağların optimizasyonunda en yaygın olarak kullanılan optimizasyon yöntemi döngüsel eğim azaltımı yöntemidir. Bu yöntemin yerini alacak Gauss Newton, Levenberg – Marquardt vb. yöntemler de bulunmaktadır (Akyılmaz, 2005). Eğim azaltım yöntemi genellikle çok yavaş yakınsar ve bazen çözüm lokal bir optimumda takılıp kalır. Bu sorunu ortadan kaldırmak için eğim azaltımı ve En Küçük Kareler (EKK) kestirim yöntemlerinin bütünleşik kullanıldığı hibrid bir öğrenme algoritması önerilmiştir (Takagi, 1985;Jang, 1991 alıntılayan Akyılmaz,2005). ANFIS' de kullanılan hibrid öğrenme algoritmasında her bir döngü adımında ileri yönde ve geri yönde olmak üzere çift yönlü bir işlem süreci vardır. Hibrid öğrenme algoritması Çizelge 10.1' de özetlenmiştir.

Çizelge 10.1: Hibrid öğrenme algoritmasında işlem akışı

	İleri Yönde	**Geri Yönde**
Öncül Parametreler	Sabit	Eğim Azaltımı
Soncul Parametreler	EKK kestirimi	Sabit
Sinyaller	Düğüm çıktıları	Hata Oranları

11. UYGULAMA

11.1 Uygulamaya İlişkin Genel Bilgiler

Zaman serilerinin analizi, önceki bölümlerde de açıklandığı gibi araştırmanlara geleceğe yönelik tahmin yapabilmede, dönemsel etkilerin belirlenmesi ve bu yönde önlemlerin alınmasında önemli katkılar sağlamaktadır. Zaman serileri analizleri genellikle işletmecilerin, ekonomistlerin ilgi alanındadır. Satış planlamalarını, şirket yönetimlerini bu analizler ile gerçekleştirmektedirler.

Mesleğimiz açısından düşünüldüğünde de GPS ölçmelerinin değerlendirilmesi, analizlerin yapılması üzerine yapılan çalışmalar son yıllarda artan bir ivme göstermiştir. Burada, bu analizlerin yapılması bize ne gibi faydalar sağlayabilir sorusu akıllara gelebilir. GPS insanlığa sunduğu hızlı ve ekonomik çözümler nedeniyle ve de global ölçekte rahatlıkla çalışabilinmesine olanak sağlandığından bir çok sektörde kullanılmaktadır. GPS' in özellikle kıta – levha hareketlerinin incelenmesinde çığır açtığı söylenebilir. Hatta kurulacak sık ve sürekli gözlem istasyonları ile erken uyarı sistemlerinin kurulabileceği düşünülmektedir. Serilerdeki atlamalar, anlık değişimler anlık olarak tespit edilebilirse depremler için belki de tsunamiler için erken uyarı sistemleri kurulabilir. Erken uyarı sistemleri sadece depreme karşı değil; özellikle büyük açıklıklı asma köprülerin ömürlerinin uzatılması felaketlerin önlenmesi açısından da önemlidir. 2007 yılında Amerika'da I35W köprüsünün yıkılması bu gerçeğin bir kez daha anlaşılabilmesine olanak sağlamıştır. Ülkemizdeki özellikle İstanbul'daki köprü ve viyadüklerin bu sebepten dolayı anlık ölçme sistemleri ile incelenmesi, bu sonuçların analiz edilmesi önemlidir. Salınımlarının incelenmesi, deformasyon analizleri barajların köprülerin dönemsel etkiler altındaki davranışlarının belirlenmesinde ve bu dönemsel etkilere karşı önlemlerin alınmasında, karar vericilere yararlı bilgiler sağlayacaktır. Bu sistemlerin kurulabilmesi için GPS serilerinin analizlerinin iyi değerlendirilmesi gerekmektedir ki sağlıklı sonuçlar elde edilebilsin. Bu sebeple yıllardır araştırmanlar

analizleri yapabilmek için farklı algoritma ve teknikler geliştirdiler. Ancak bu yöntemlerden hangisinin en iyi sonucu verdiği her zaman araştırmanların ilgisini çekmiş, bu yönde araştırmalar yapmalarına neden olmuştur. Bu sebeple hangi yöntemin kullanılabilirliğinin kolay olduğu tez kapsamında araştırılmıştır.

Tezin neredeyse tamamında MATLAB programı ile yazılan algoritmalar kullanılmıştır. MATLAB programı C tabanlı yazılmış ve kullanıcıların kolay kullanımı için geliştirilmiş ara yüzleri ile çok kullanışlı bir yazılımdır. İnternet ortamında kodların özgürce paylaşılması ve MATLAB' ın her yeni sürümünde yaygın kullanılan algoritma ve yöntemleri kolay komutlarla kullanıcıya sunması kodların yazımını kolaylaştırmıştır. Yazılım basit algoritmalardan görüntü işlemeye, analiz yöntemlerinden canlandırma (animasyon) yapımına kadar farklı birçok alanda çalışabilecek algoritmalar ile donatılmıştır. Özellikle 6.5 versiyonundan sonra geliştirilen "Mapping Toolbox" uygulamalarımızda işlerimizi kolaylaştırmaktadır. Örneğin tezde de kullanılan FFT ve "butterworth filtresi" algoritmaları yazılımın mevcut kütüphanesinde olduğundan tekrar bu algoritmaların yazımı ile uğraşılmamış zamandan tasarruf sağlanmıştır.

Zaman serilerinin analizinde, öncelikle verilerden kaba hatalı / uyuşumsuz verilerin atılması için Mahalanobis Uzaklık yöntemi ve JMP 6 yazılımı, doğrusal hız bileşeninin tespit edilebilmesi için doğrusal regresyon analizi ve robust kestirim yöntemi, gürültü özelliklerinin araştırılması için en büyük olabilirlik kestirimi ve CATS programı, eksik verilerin tamamlanmasında düzenlenmiş Lomb Scargle algoritması, yapay sinir ağları, bulanık mantık, dalgacık yöntemleri, genlik ve frekansların hesaplanmasında Fourier dönüşümü ve Lomb – Scargle algoritması, depremdeki etkilerin belirlenmesinde dalgacık yöntemleri, gel – git etkilerinin elimine edilmesinde butterworth filtresi ve senelik ve 6 aylık etkilerin belirlenmesinde en küçük kareler algoritması kullanılmıştır. Son bölümde yani senelik ve 6 aylık etkilerin genellenmesinde kullanılacak olan enterpolasyon yönteminin kullanılmasında, en uygun olanının bulunması için Kriging, radyal bazlı, ağırlıklı ortalama ve bulanık mantık yöntemleri denenmiştir.

Uygulama için IGS noktaları seçiminde Asya – Avrupa kıtlarını en iyi temsil ettiği belirtilen 17 IGS noktası (Aktuğ ve Kılıçoğlu, 2006;Yavaşoğlu vd., 2005) ve

Türkiye'de ki 4 IGS (ANKR, TUBI, ISTA, TRAB) noktası kullanılmıştır. Bu veriler Çizelge 11.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 11.1: ITRF2000'de kullanılan IGS istasyonları (Aktuğ ve Kılıçoğlu, 2006)

Numara	**İstasyon**	**Boylam (°)**	**Enlem (°)**	**İlk Epok**	v_N	v_E	v_U
1	BOR1	17.0735	52.2770	1996.73	0.0137	0.0204	-0.0011
2	BRUS	4.3592	50.7978	1996.73	0.0143	0.0181	0.0006
3	GOPE	14.7856	49.9137	1997.62	0.0142	0.0206	-0.0011
4	GRAZ	15.4935	47.0671	1992.69	0.0145	0.0221	-0.0023
5	JOZE	21.0315	52.0973	1996.73	0.0133	0.0216	-0.0010
6	KIT3	66.8854	39.1348	1996.73	0.0041	0.0280	-0.0015
7	KOSG	5.8096	52.1784	1996.73	0.0153	0.0178	0.0007
8	MATE	16.7045	40.6491	1992.67	0.0181	0.0237	-0.0010
9	ONSA	11.9255	57.3953	1992.67	0.0136	0.0172	0.0026
10	PENC	19.2815	47.7896	1997.40	0.0127	0.0226	-0.0004
11	POL2	74.6943	42.6798	1996.73	0.0028	0.0278	0.0000
12	POTS	13.0661	52.3793	1996.73	0.0142	0.0193	-0.0013
13	TRO1	18.9396	69.6627	2000.46	0.0145	0.0139	0.0026
14	VILL	356.0480	40.4436	1997.62	0.0157	0.0193	-0.0014
15	WTZR	12.8789	49.1442	1992.67	0.0144	0.0203	-0.0009
16	ZIMM	7.4653	46.8771	1996.73	0.0151	0.0201	-0.0004
17	ZWEN	36.7586	55.6993	1997.40	0.0107	0.0229	-0.0029

11.2 Uygulama Adımları

11.2.1 En uygun enterpolasyon yönteminin belirlenmesi

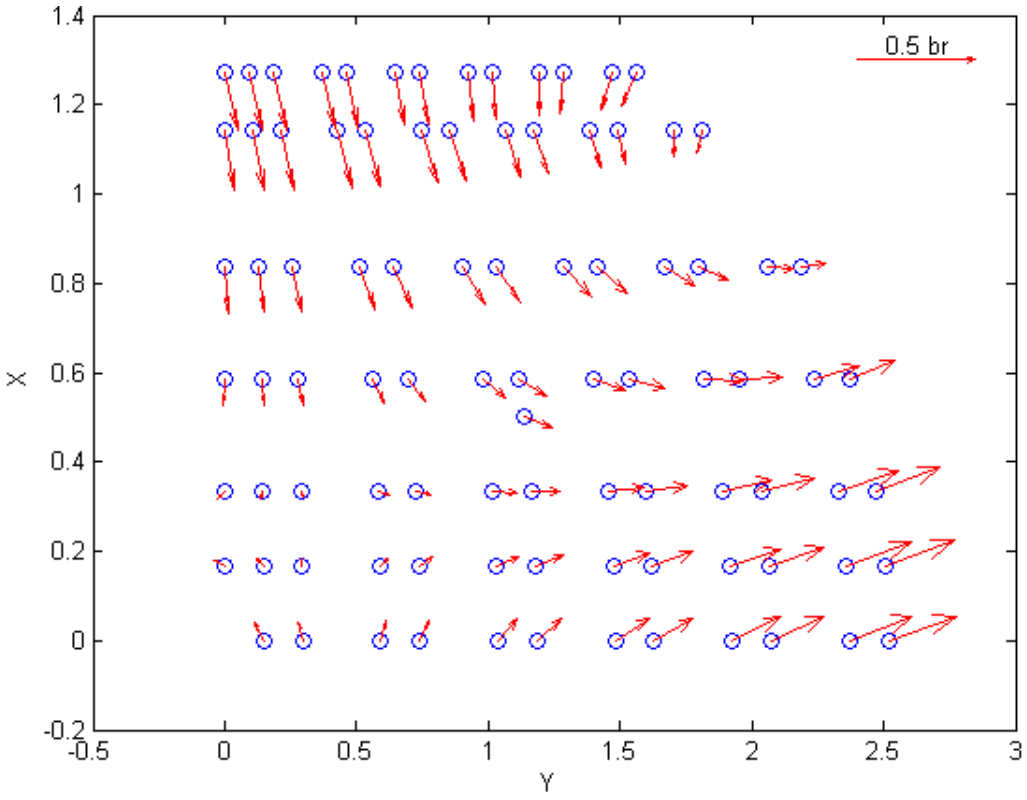
En iyi enterpolasyon yönteminin belirlenmesi için iki farklı uygulama yapılmıştır. Önceki bölümlerde bu yöntemlerin açıklamaları zaten yapılmıştı. Bu sebepten dolayı veriler hakkında ve sonuçlar hakkındaki açıklamalara yer verilecektir.

Enterpolasyon yöntemlerinden en uygun olanının belirlenmesi için ilk olarak iki farklı projeksiyonun birbirine dönüşümü sırasında kullanılabilecek yöntemin

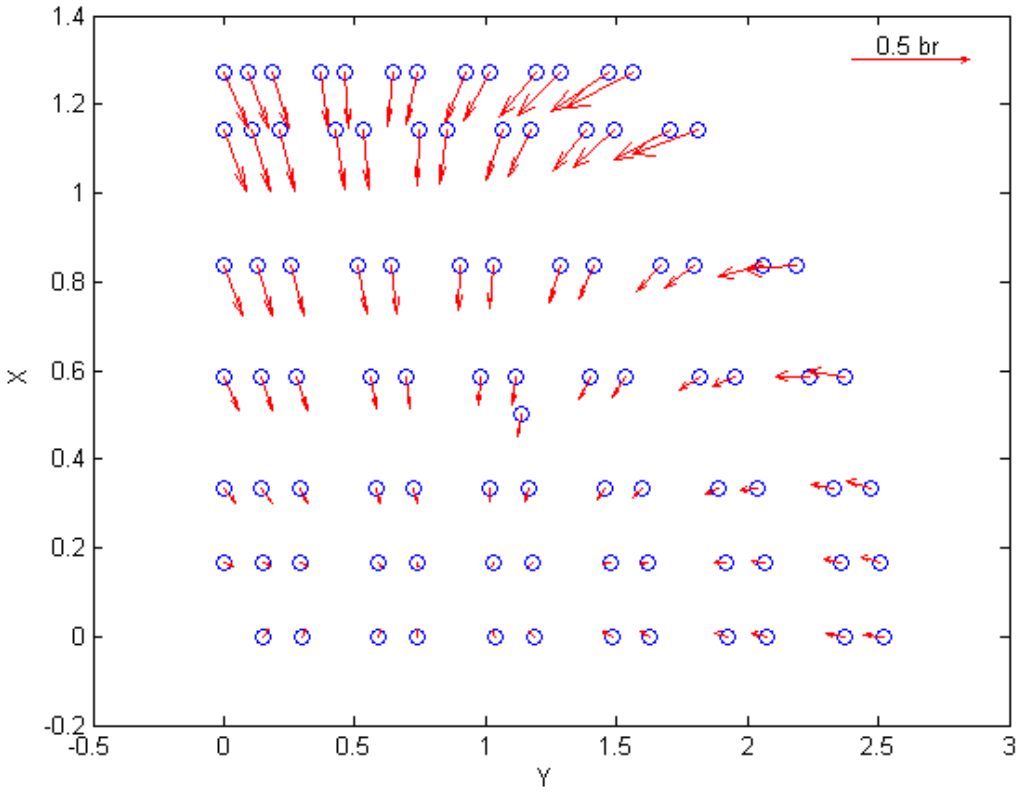
bulunması için bir araştırma yapılmıştır. Robinson ve Winkel projeksiyonlarının birbirlerine dönüşümü yapılamamaktadır. Bu amaçla bu iki sistemde alınan 50 kontrol ve 50 test noktasının koordinatları ile enterpolasyon yöntemlerinin geçerlilikleri araştırılmıştır. Enterpolasyon yöntemleri dışında afin ve helmert dönüşümleri de kullanılarak sonuçlar karşılaştırılmıştır (Çizelge 11.2 ve Şekil 11.1 – 4) .

Çizelge 11.2: Yöntemlerin karesel ortalama hatalarının karşılaştırılması

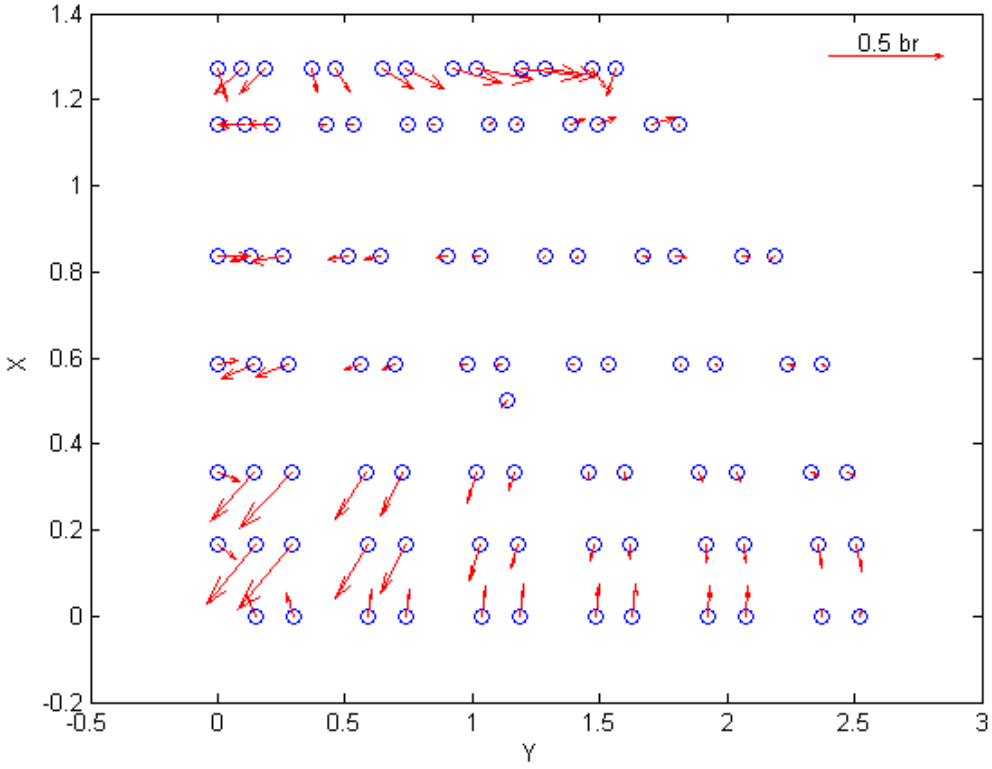
Afin		**Helmert**		**Kriging**		**Multikuadrik**	
ε_x	ε_y	ε_x	ε_y	ε_x	ε_y	ε_x	ε_y
0.070	0.085	0.052	0.078	0.046	0.041	0.008	0.013



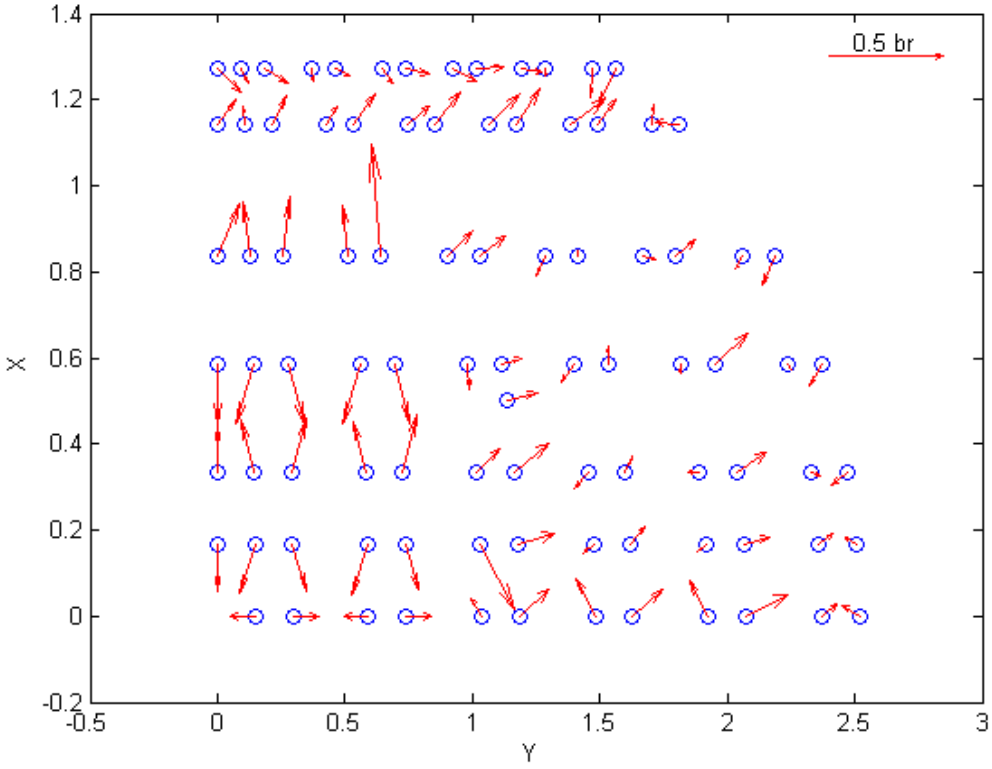
Şekil 11.1: Afin dönüşümü ile noktaların dönüşümü



Şekil 11.2: Helmert dönüşümü ile noktaların dönüşümü



Şekil 11.3: Multikuadrik enterpolasyon yöntemi ile noktaların dönüşümü

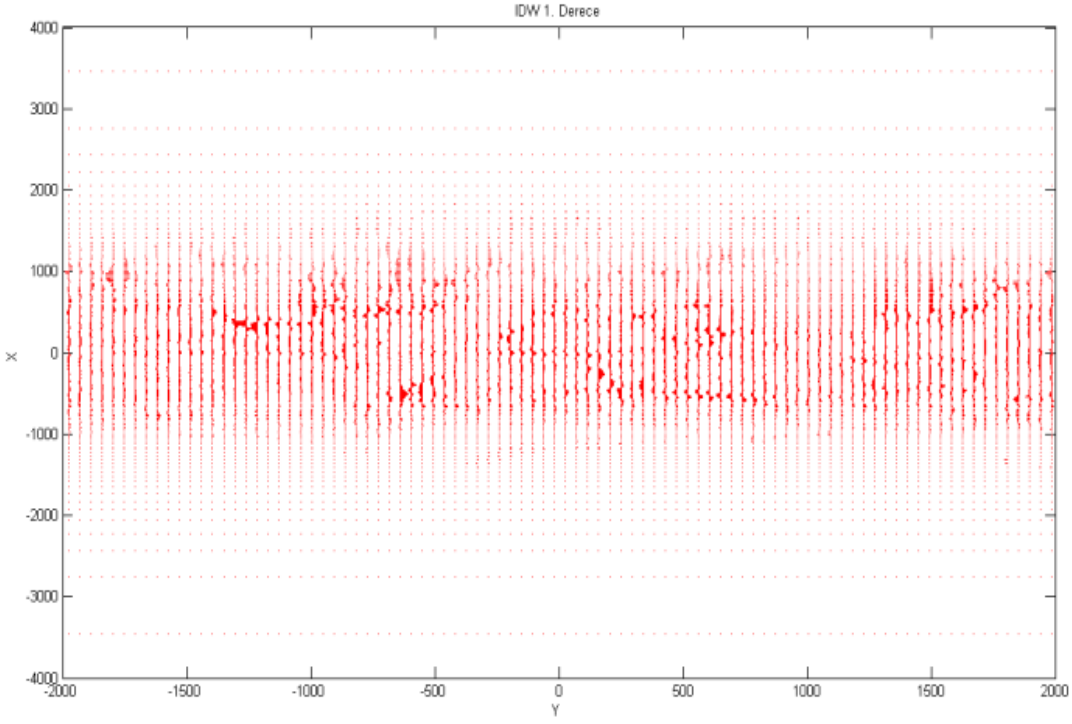


Şekil 11.4: Kriging enterpolasyon yöntemi ile noktaların dönüşümü

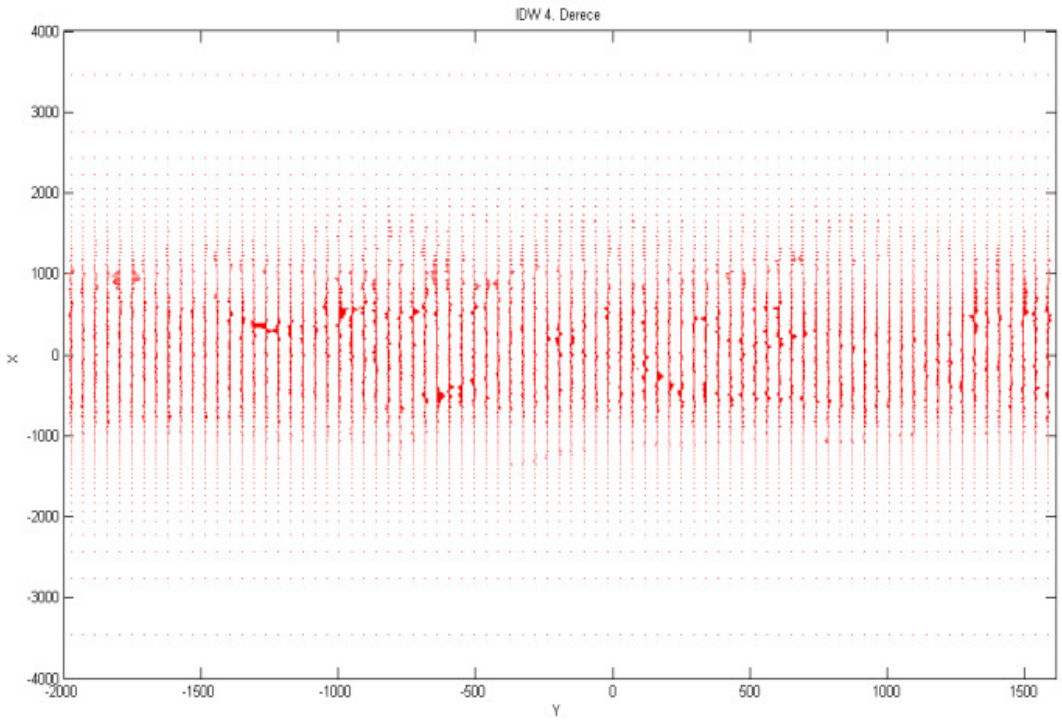
İkinci uygulamada ise NOAA "The Climate Diagonastics Center" tarafından 29.10.1981 - 28.12.1989 ve 31.12.1989 – 21.12.2008 tarihleri arasında toplanan deniz yüzeyi sıcaklık değerleri kullanılmıştır. Bu veriler birer derecelik enlem ve boylam noktalarında ölçülmüş 64800 noktadan oluşmaktadır. Bu noktaların yarısı kontrol ve de yarısı test verisi olarak ayrılmış ve bu veriler ile kriging, ağırlıklı ortalama, radyal bazlı ve bulanık mantık yöntemleri karşılaştırılmıştır. Bu uygulamadan elde edilen sonuçlar Çizelge 11.3 ve Şekil 11.5 – 8' de gösterilmiştir.

Çizelge 11.3: Enterpolasyon Yöntemlerinin Doğruluk Sonuçları (^{o}C)

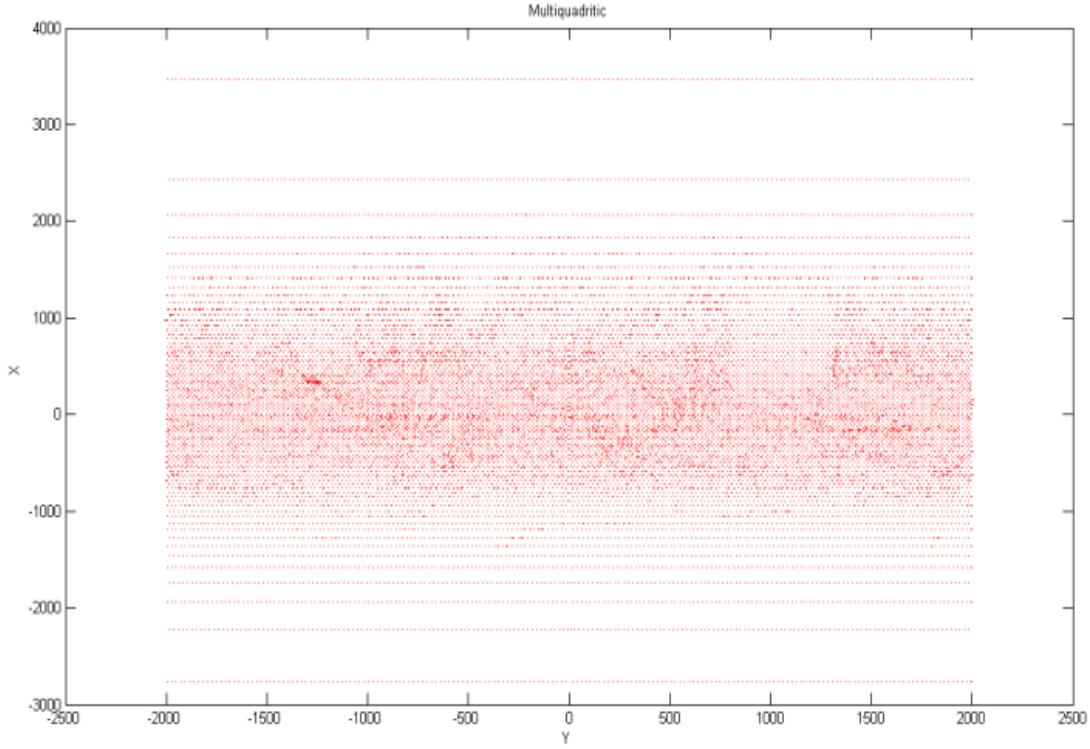
Enterpolasyon Yöntemi	1. derece IDW	Kriging	3. derece IDW	4. derece IDW	Multikuadrik	Bulanık Mantık
Tmin	-2	-2	-2	-2	-2.01	-5.11
Tmaks	31.46	31.84	32.19	32.41	32.77	31.73
Standart Sapma (s)	0.42	0.36	0.31	0.29	0.15	1.41



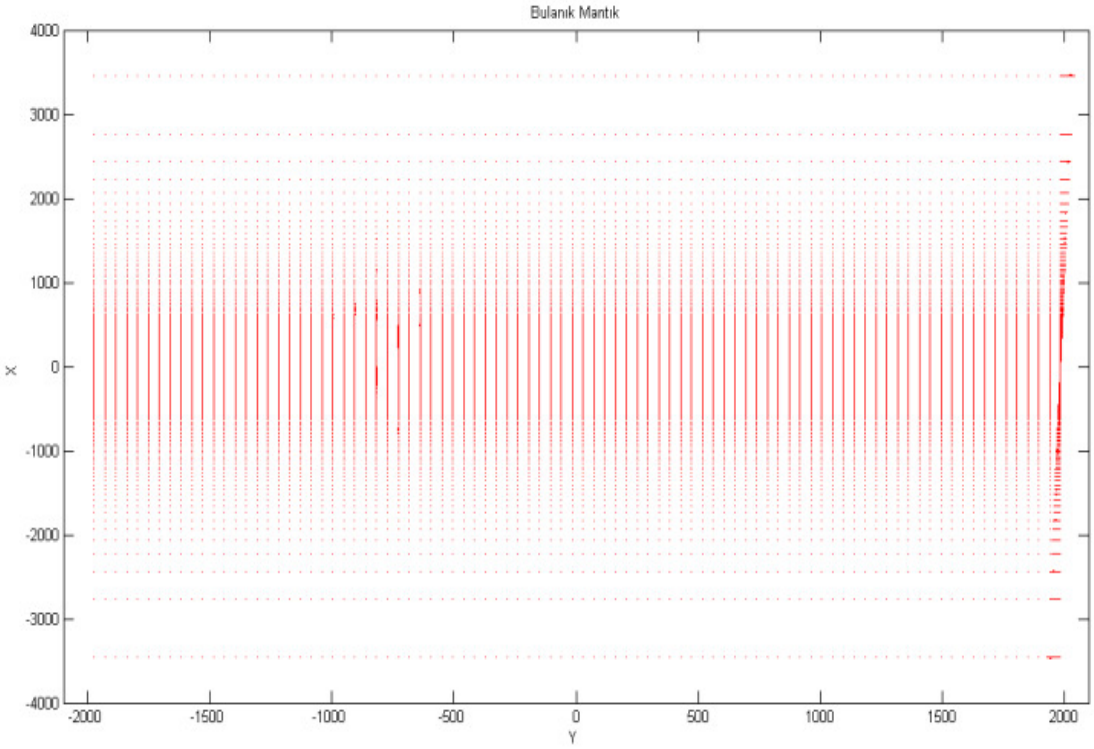
Şekil 11.5: 1. Dereceden IDW enterpolasyon yöntemi ile bulunan hata vektörleri



Şekil 11.6: 4. Dereceden IDW enterpolasyon yöntemi ile bulunan hata vektörleri

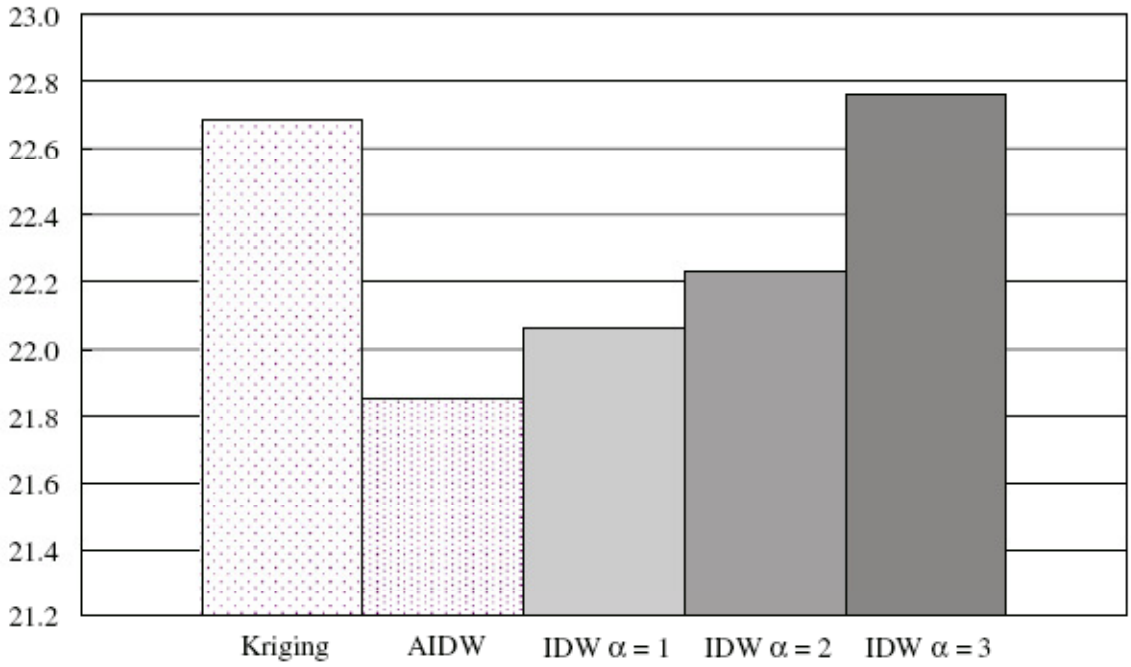


Şekil 11.7: Multikuadrik enterpolasyon yöntemi ile bulunan hata vektörleri



Şekil 11.8: Bulanık Mantık ile elde edilen hata vektörleri

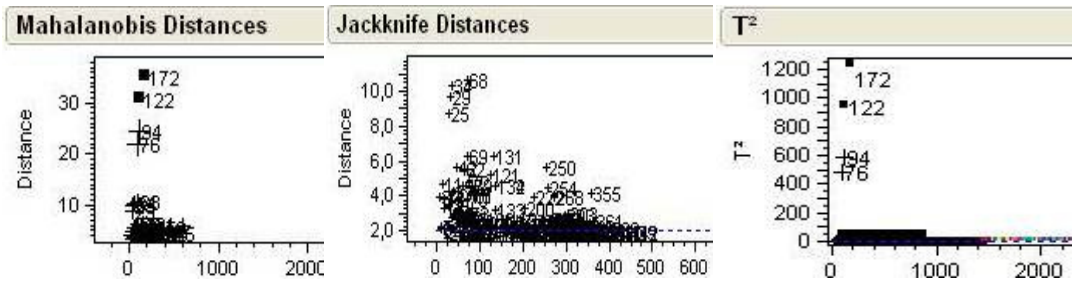
Çizelge 11.2 ve 3 ve de Şekil 11.1 – 8 incelendiğinde en iyi sonuçların multikuadrik yöntemde elde edildiği görünmektedir. Ancak deniz yüzeyi sıcaklıkları ile yapılan araştırmada kullanılan Intel çift çekirdekli, 3 GB Ram'a sahip bilgisayar ile bu yöntem, öncelikle "Out of Memory" uyarısı verdi. Bu sorunun nedeninin MATLAB yazılımından kaynaklandığı düşünülmektedir. Bu sebeple veri kümesi uygun bir bölme işlemi ile 4 bölgeye ayrılarak işlem yapıldı. Ancak bu kez de 5 – 6 saatlik işlem süresi gibi bir sorunla karşılaşıldı. Multikuadrik yöntemin daha doğru sonuçlar vermesine karşın hesap yükü nedeniyle, çok büyük verilerde kullanılmaması gereken bir yöntem olduğu açıktır. Böyle durumlarda uygun dereceli bir ağırlıklı ortalama yöntemini kullanmak daha mantıklı olacaktır. Şekil 11.9' da Lu ve diğ. (2008) ait araştırma sonuçları da benzer sonuçlar vermektedir. Tarafımızdan yapılan çalışmada 4. dereceden bir IDW, Lu ve diğ. tarafından yapılan çalışmada ise öncelikle kendi geliştirdikleri IDW yönteminin daha sonra 2. dereceden IDW yönteminin en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Senelik etkilerin ve 6 aylık etkilerin enterpole edilmesinde 17 IGS noktası kullanıldığından en uygun algoritma olarak multikuadrik yöntem görüldüğünden bu algoritma kullanılmıştır.



Şekil 11.9: Farklı enterpolasyon yöntemleri ile elde edilen enterpolasyon hataları (Lu vd., 2008)

11.2.2 Kaba hatalı / uyuşumsuz verilerin ayıklanması

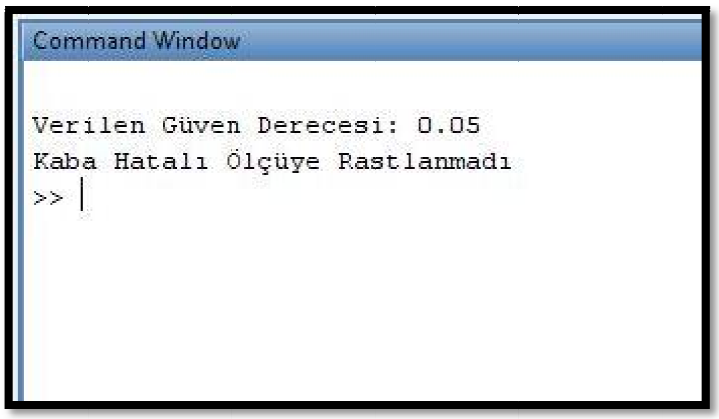
Kaba hatalı verilerin zaman serilerinden ayıklanması için MATLAB'da yazılan Mahalanobis uzaklık yöntemi ve JMP 6 yazılımı kullanılmıştır. Tezde öncelikle JMP 6 yazılımı ile 3 farklı kaba hata denetleme algoritması kullanılmıştır. Mahalanobis Uzaklık, Jackknife Uzaklık ve T^2 yöntemleri yazılımın mevcut kütüphanesinde bulunan algoritmalardır. Bu yöntemler ile yapılan testlerin sonuçları Şekil 11.10' de gösterilmiştir.



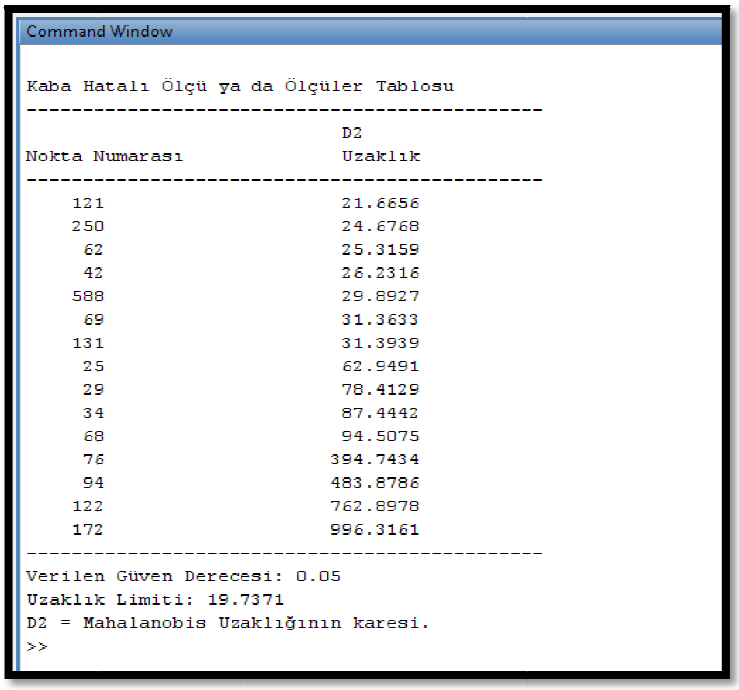
Şekil 11.10: KOSG noktasının kaba hatalı ölçülerinin tespit edilmesinde kullanılan farklı yöntemler

Şekil 11.10' da görüldüğü üzere yöntemler benzer noktaları bulmakta, sadece kullanılan algoritmalardaki farklılıklardan dolayı belirlenen kaba hatalı ölçü sayısında değişiklikler gözlemlenmektedir.

Yukarıda değinilen sebeplerden ve MATLAB ortamında kolay yazılması, hızlı algoritması ve ileriki aşamalara kolay veri aktarımı nedeniyle tezde kaba hataların ayıklanması için Mahalanobis Uzaklık Yöntemi kullanılmıştır (Şekil 11.11 ve 12).



Şekil 11.11: GRAZ noktasında kaba hatalı ölçü araştırması



Şekil 11.12: KOSG noktasının kaba hatalı ölçülerinin MATLAB ortamında araştırılması

Şekil 11.10 ve Şekil 11.12 incelendiğinde MATLAB ortamında yazılan algoritma ile kullanılan yazılım algoritmalarının benzer sonuçlar verdiği görülmektedir. Tüm analizler MATLAB programı ile yapıldığından tüm noktalarda yazılan algoritma ile testler yapılmış kaba hatalı veriler ayıklanmıştır.

11.2.3 Doğrusal hız bileşeninin tespit edilmesi

Zaman serilerinin genel eğiliminin belirlenebilmesi için günümüze kadar geliştirilmiş birçok yöntem bulunmaktadır. Hız bileşeninin kestirilmesi için lineer (doğrusal) regresyon yöntemi ve robust tahmin yöntemi kullanılmıştır. Doğrusal regresyon bağıntısı;

$$\begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ \vdots \\ l_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t_1 - t_1 \\ 1 & t_2 - t_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t_n - t_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \qquad \textbf{(11.1)}$$

ile ifade edilir. Burada l_i ölçü kümesini, a serinin başlangıcı olan t_1 zamanında ordinatı kestiği noktayı, b ise serinin eğimini ya da noktanın hızını göstermektedir.

Robust tahmin yönteminde farklı yöntemler mevcuttur. Bu yöntemlerden "en küçük medyan kare" yöntemi çalışmada kullanılmıştır. Bu yöntemde amaç veri karelerinin medyanını en küçük yapmaktır.

$$J(\theta) = med_i[y_i - f(x_i, \theta)]^2 \quad \textbf{(11.2)}$$

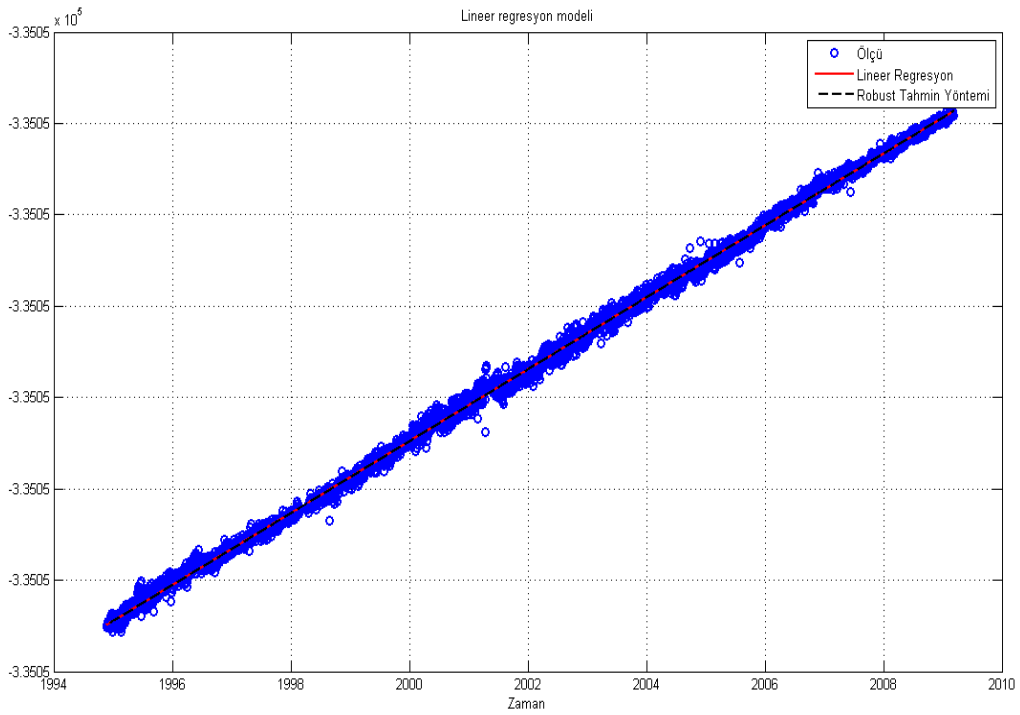
denklemi ile artıkların karelerinin medyanları hesaplanır. Daha sonra veriler ağırlıklandırılır. Burada ağırlıklar;

$$P = \sum_i w_i r_i^2 \quad \textbf{(11.3)}$$

ile hesaplanır ve buradan elde edilen ağırlıklarla

$$s_o = 1.4826\left(1 + \frac{5}{N-p}\right)\sqrt{med_i r_{im}^2} \quad \textbf{(11.4)}$$

ile de eğrinin geçtiği noktalar hesaplanır. Bu iki yöntem ile elde edilen sonuçlar Çizelge 11.4 ve Şekil 11.13'te gösterilmiştir.



Şekil 11.13: VILL IGS noktası Y koordinatının doğrusal hız bileşeni

Çizelge 11.4: Doğrusal korelasyon ve Robust tahmin yöntemleri ile hız bileşenlerinin bulunması

	X_hız D.K.Y.* (m/yıl)	Y_hız D.K.Y. (m/yıl)	Z_hız D.K.Y. (m/yıl)	X_hız R.T.Y.** (m/yıl)	Y_hız R.T.Y. (m/yıl)	Z_hız R.T.Y. (m/yıl)	Fark X (mm)	Fark Y (mm)	Fark Z (mm)
ANKR	-0.0070	-0.0053	0.0095	-0.0070	-0.0052	0.00957	0.02	-0.05	-0.008
BOR1	-0.0174	0.01561	0.0085	-0.0174	0.01561	0.00854	0	-0.001	-0.01
BRUS	-0.0127	0.01644	0.01047	-0.0127	0.01643	0.01046	0.0001	0.003	0.007
GOPE	-0.0146	0.01707	0.01137	-0.0147	0.01713	0.01135	0.0089	-0.060	0.012
GRAZ	-0.0170	0.01784	0.01026	-0.0170	0.01783	0.01028	0.0335	0.00913	-0.02
ISTA	-0.0179	0.01921	0.0077	-0.0179	0.01902	0.00779	-0.006	0.1938	-0.09
JOZE	-0.0179	0.01524	0.00904	-0.0178	0.01523	0.00911	-0.044	0.007	-0.06
KIT3	-0.0274	0.00626	0.00314	-0.0274	0.00623	0.00319	-0.067	0.0374	-0.04
KOSG	-0.0143	0.01546	0.00883	-0.0144	0.01584	0.00910	0.1389	-0.373	-0.26
MATE	-0.0185	0.01899	0.01460	-0.0186	0.01909	0.01465	0.0671	-0.1033	-0.04
ONSA	-0.0148	0.01390	0.00823	-0.0148	0.01400	0.00904	-0.037	-0.102	-0.80
PENC	-0.0181	0.01727	0.00940	-0.01811	0.01726	0.00939	-0.001	0.005	0.010
POL2	-0.0275	0.00404	0.00429	-0.02752	0.00406	0.00433	-0.032	-0.016	-0.03
POTS	-0.0161	0.01570	0.00899	-0.0160	0.01571	0.00905	-0.049	-0.001	-0.06
TRAB	-0.0231	0.01348	0.00991	-0.0231	0.01353	0.00994	-0.019	-0.0507	-0.02
TRO1	-0.0168	0.00942	0.00795	-0.0168	0.00945	0.00793	0.0070	-0.034	0.019
TUBI	-0.0179	0.01579	0.00699	-0.0179	0.01547	0.00711	-0.036	0.3111	-0.11
VILL	-0.0106	0.01967	0.01198	-0.0106	0.01968	0.01198	0.0045	-0.009	0.004
WTZR	-0.0160	0.01689	0.00991	-0.0160	0.01688	0.00993	-0.023	0.0019	-0.01
ZIMM	-0.0138	0.01808	0.01150	-0.0138	0.01809	0.011519	-0.002	-0.009	-0.01
ZWEN	-0.0219	0.01261	0.00605	-0.0220	0.01259	0.005964	0.0835	0.013	0.089

*** D.K.Y.=Doğrusal Korelasyon Yöntemi, **R.T.Y.=Robust Tahmin Yöntemi**

Çizelge 11.4 ve Şekil 11.13 incelendiğinde görülecektir ki iki yöntem de hemen hemen aynı sonuçlar vermektedir. Bu yüzden doğrusal korelasyon yönteminin kolay algoritması nedeni ile çalışmalarda kullanılması mantıklı olacaktır.

11.2.4 Gürültü özelliklerinin araştırılması

Gürültü özelliklerinin incelenmesinde en büyük olabilirlik kestirim yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem hem Simon Williams tarafından yazılan CATS yazılımı ile hem de Hadley Johnson tarafından yazılan MATLAB komutları ile denenmiştir.

11.2.4.1 En büyük olabilirlik kestirim yöntemi

Zaman serilerindeki beyaz, kırpışma ve rastgele yürüyüş gürültülerinin (Güç yasası) miktarlarının belirlenebilmesi için En Büyük Olabilirlik Kestirimi (EBOK) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem kullanılarak gürültü bileşenlerini kestirmek için olasılık fonksiyonu, **(11.5)** eşitliğindeki veri kovaryans matrisinin dengelenmesi ile maksimize edilmektedir (Kurt, 2008).

$$C = a_w^2 I + b_\kappa^2 J_\kappa \qquad \textbf{(11.5)}$$

Burada a_w beyaz gürültü genliğini, b_κ güç yasası gürültü genliğini, I birim matrisi ve J_κ, κ spektral indisine sahip Güç yasası gürültüsünün kovaryans matrisini ifade eder.

$$lik(\hat{v}, C) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}(detC)^{1/2}} \exp\left(-0.5\hat{v}^T C^{-1}\hat{v}\right) \qquad \textbf{(11.6)}$$

Bu fonksiyonun doğal logaritması alınarak;

$$MLE = \ln[lik(\hat{v}, C)] = -\frac{1}{2}[\ln(detC) + \hat{v}^T C^{-1}\hat{v} + Nln(2\pi)] \qquad \textbf{(11.7)}$$

elde edilir. Bu 3 bağıntı kullanılarak a ve b katsayıları hesaplanabilir. Williams ve Hadley tarafından yazılan algoritmaların ikisi de bu mantığa dayanmaktadır.

11.2.4.2 CATS yazılımı

EBOK yönteminin kullanılabilmesi için Simon Williams Dos ortamında Cygwin ara yüzü ile çalışabilecek bir yazılım geliştirilmiştir. CATS yani "Create and Analysis Time Series", sabit GPS istasyonları gibi zaman serilerine çok parametreli bir model uydurmak için EBOK yöntemini kullanan bir yazılımdır. Bu yazılımda EBOK algoritmasının hesaplama hızını arttırmak için iki aşamalı bir çözüm uygulanmaktadır. İç aşama, "downhill simplex" algoritmasını; dış aşama ise Brent yöntemini kullanmaktadır (Williams, 2007). Brent yöntemi bir kök bulma yöntemidir. Bisektion, sekant ve ters kuadratik enterpolasyon yöntemlerinin birleşiminde oluşan bir algoritmaya sahiptir. Yöntem 1973 yılında Richard Brent tarafından bulunmuştur. Bu yöntem ilk kullanılabilir yazılım kütüphanelerindendir.

Bu yöntem ile şu değerler bulunabilmektedir;

- Kayıklık ve eğim
- Depremler veya diğer tektonik hareketlerden kaynaklanan ani sıçramalar

- Yılık ve altı aylık sinüzoidal terimler
- Beyaz gürültü
- Güç yasası gürültüsü
- Birinci derece Gauss Markov gürültüsü
- Band – Geçirgenliği gürültüsü
- Genelleştirilmiş Gauss Markov gürültüsü
- Değişken beyaz gürültü
- Zamanla değişen beyaz gürültü

Yukarıda da özetlendiği gibi yazılım birçok gürültünün bulunabilmesine olanak sağlamaktadır. Ancak yöntemin bir komut ara yüzü ile çalışması bu yönteme alışık olmayan araştırmanlar için zorluk doğuracaktır. Ayrıca; yazılımın veri almak için kullanmış olduğu dosyanın format şeklindeki sıkı kurallar, yazılımın kullanılmasını güçleştirmektedir. Veri dosyası formatının rinex dosyası formatında *.neu uzantılı bir dosyada olması gerekmektedir en ufak bir boşluk fazlası yazılımın çalışmasını engellemektedir. Ayrıca; MATE noktasına ait zaman serileri ile yapılan analiz tek çekirdekli AMD işlemcili 1 GB Ram'lı bilgisayar ile yaklaşık 30 saat sürmüştür (Şekil 11.14). Analiz için yazılması gereken komut şu şekilde olmalıdır;

"cats320b --model pl:k-1 --model wh: --columns 4 --sinusoid 1y --verbose --output mmson mate2.neu"

Burada; cats320b programın adını, sonraki kısımlar uygulanacak modeli ve çıktı ile giriş dosyalarının isimlerini ifade etmektedir. Kullanılacak modele ait farklı komutlar hakkında gerekli açıklamaların ve örneklerin olduğu dosyalara Simon Williams ile temasa geçilerek ulaşılabilir.

CATS yazılımında karşılaşılan bu sorunlar dolayısı ile Hardley tarafından yazılan algoritmanın doğruluğu, CATS yazılımı ile VYAS noktasından elde edilen beyaz gürültü miktarı ile algoritmadan elde edilen gürültü miktarının karşılaştırılması ile yapılmıştır. CATS programından elde edilen beyaz gürültü bileşeni a 0,9311 mm olarak, Hardley'in programı ile ise 1.414 mm olarak bulunmuştur. Farkın kullanılan algoritmalardan kaynaklandığı ve kullanılabilir mertebede olduğu düşünülmektedir. Buradan yola çıkarak, bu etkinin MATE noktasından elimine edilmesiyle belirlenen doğrusal hız ve senelik, 6 aylık genlikler de bir değişiklik olmadığı sonuçların aynen korunduğu görülmüştür.

```
 Cats Version : 4.0.0
 Cats command : cats320b --model pl:k-1 --model wh: --columns 4 --
sinusoid 1y --verbose --output mmson mate2.neu
 Data from file : mate2.neu
 cats320b : running on semih
 CYGWIN_NT-5.1 release 1.5.25(0.156/4/2) (version 2008-06-12 19:34) on
i686
 userid : Semih

 Sampling frequency 1.17366e-05 (Hz), 0.99 days
 Number of samples 1 period apart = 5970 of 6040
 Number of points in full series  = 6180
 Number of series to process : 1
 Start Time : Fri Apr 17 22:03:48 2009

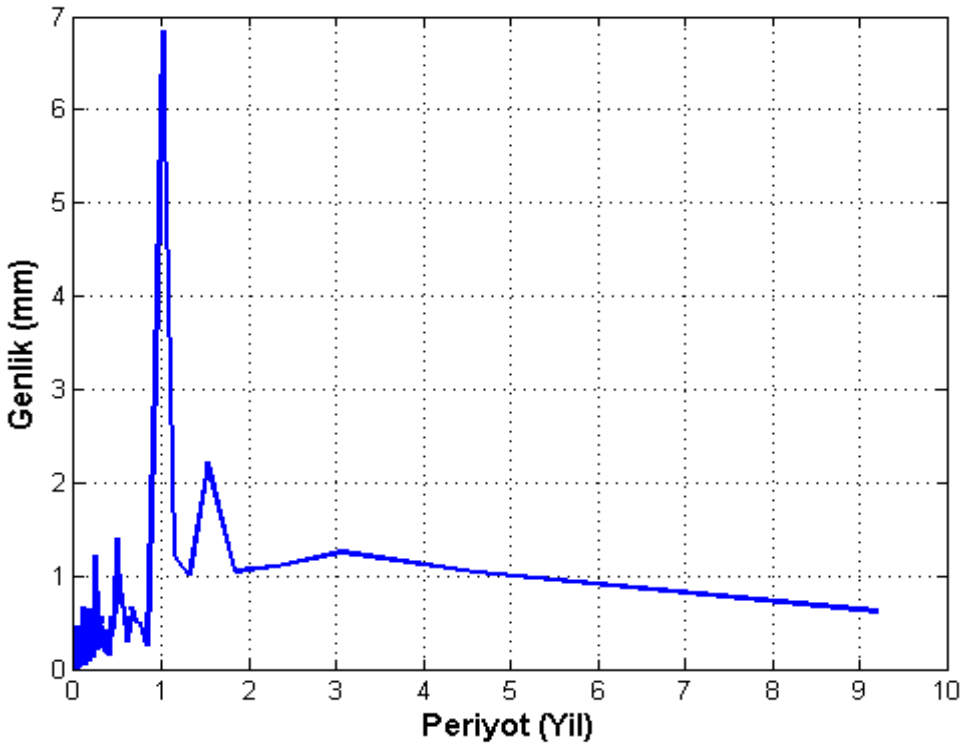
 End Time : Sun Apr 19 06:38:28 2009

 Total Time : 117280
```

Şekil 11.14: CATS yazılımının sonuç çıktısı

11.2.5 Genliklerin hesaplanması

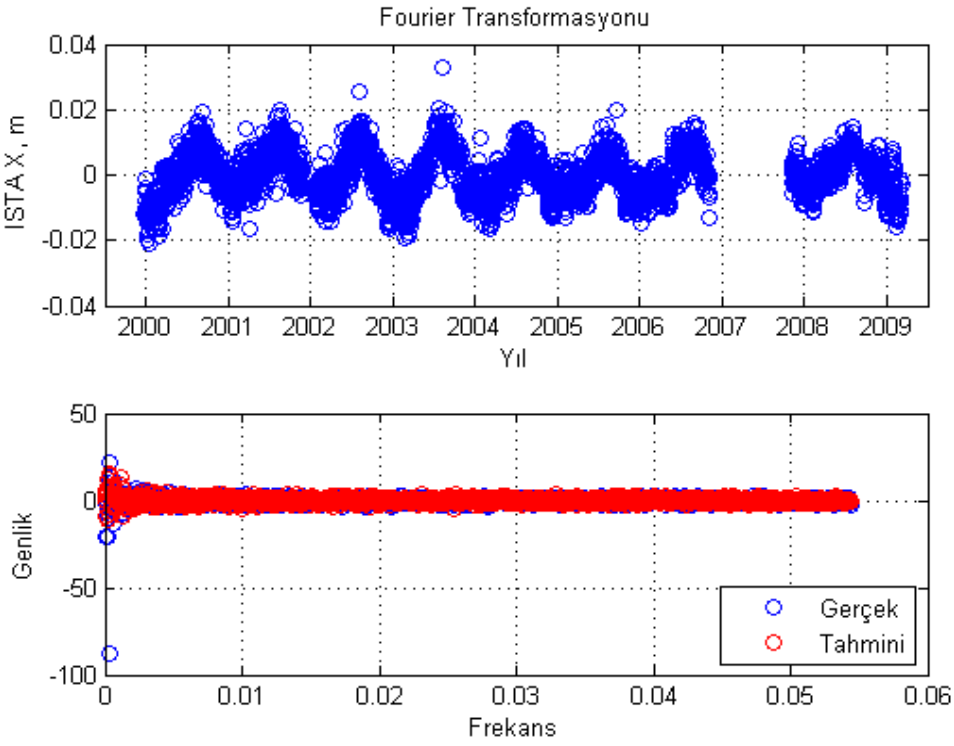
Genliklerin hesaplanmasında önceki bölümlerde bahsedilen nedenlerden dolayı Lomb – Scargle algoritması kullanılmıştır. Lomb – Scargle algoritmasının yazılmış "m –file" dosyasına internetten ulaşılabilir. Bu algoritma Brett Shoelson tarafından yazılmıştır. Fakat çalışmada genliklerin hesaplanmasında bu algoritmanın Ali İhsan Kurt tarafından düzenlenmiş hali genliklerin tespit edilmesinde kullanılmıştır (Şekil 11.15). Yalnız bu hesaplamalarda dikkat edilmesi gereken iki önemli giriş değeri vardır. Lomb (1976) tarafından açıklanan bu değerler hifac ve ofac frekansların belirlenmesinde önemli etkilere sahiptir. Hifac değeri için Lomb 1 değerinin kullanılmasının gerektiğini, bu sayede her nokta için bir frekans değerinin elde edilebileceğini ve ofac için en az 4 değerinin girilmesi gerektiğini söylemektedir. Ancak en iyi sonucun elde edilebilmesi için çalışmalarda deneme yanılma yöntemi ile sonuçların elde edilmesinin daha yararlı olduğu düşünülmektedir. Tarafımızdan deneme yanılma ile yapılan incelemede ISTA noktasında hifac için 0.25 ve ofac için 12 değerleri X bileşeninde, sırasıyla 0.25 ve 16 Y koordinat bileşeninde ve de 0.25 ve 14 değerleri Z koordinat bileşeninde iyi sonuçlar vermektedir. Bu etkinin tam nedeni ve nasıl saptanması gerektiği anlaşılamamıştır.



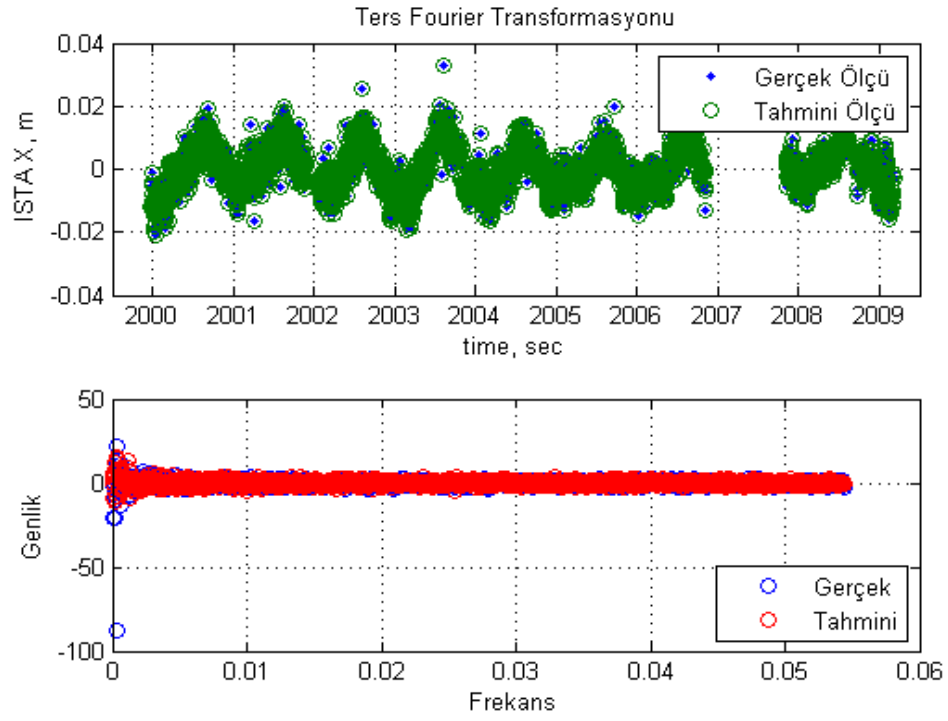
Şekil 11.15: ISTA X koordinat bileşenine ait genlik değerleri

11.2.6 Gel – Git etkilerinin belirlenmesi

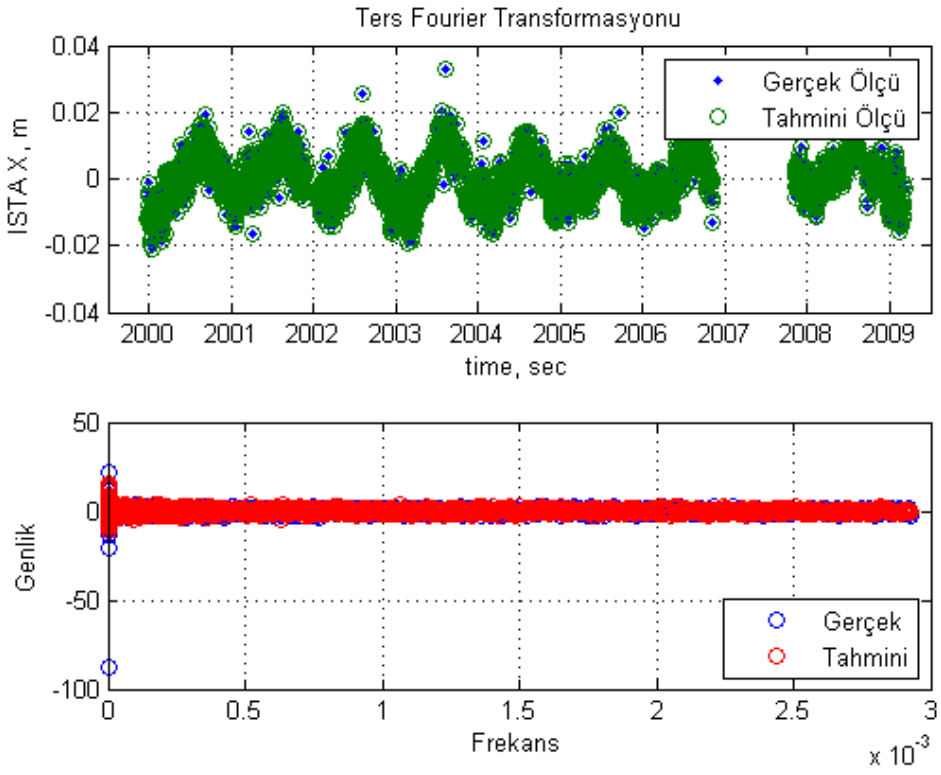
Bir zaman serisine Fourier dönüşümü uygulandığında elde edilecek spektrumda küçükten büyüğe doğru sinyale katkı veren frekanslar sıralanır. Jeodezik anlamda düşünüldüğünde sinyallerdeki dönemsel etkiler sinyalin de türüne bağlı olarak genelde yüksek frekanslıdır. Çünkü jeodezide hep rastlantısal verilerle çalışılır ya da bu gözlemlerin rastlantısal olması gerektiği ilkesi ile çalışılır. Rastlantısal özelliğe sahip olan ve gürültü olarak isimlendirilen ölçüler alçak frekanslıdır, yani çok tekrarlanır. Bu değerlerde parametre kestiriminde kayıklığa neden olabilir (Koçak, 2004). Gel – git etkileri düşük frekanslıdır ve yüksek frekanslı değerler bu ölçüler etrafında kümelenir. Bu etkiyi ortadan kaldırmak için alçak frekans geçişine izin vermeyen bir süzgeç (filtre) ya da bu etkileri görmek için yüksek frekansların geçmesini engelleyen bir süzgeç kullanılabilir. Bu etkileri görebilmek için öncelikle ISTA noktasının Fourier dönüşümü yapıldı (Şekil 11.16 -19).



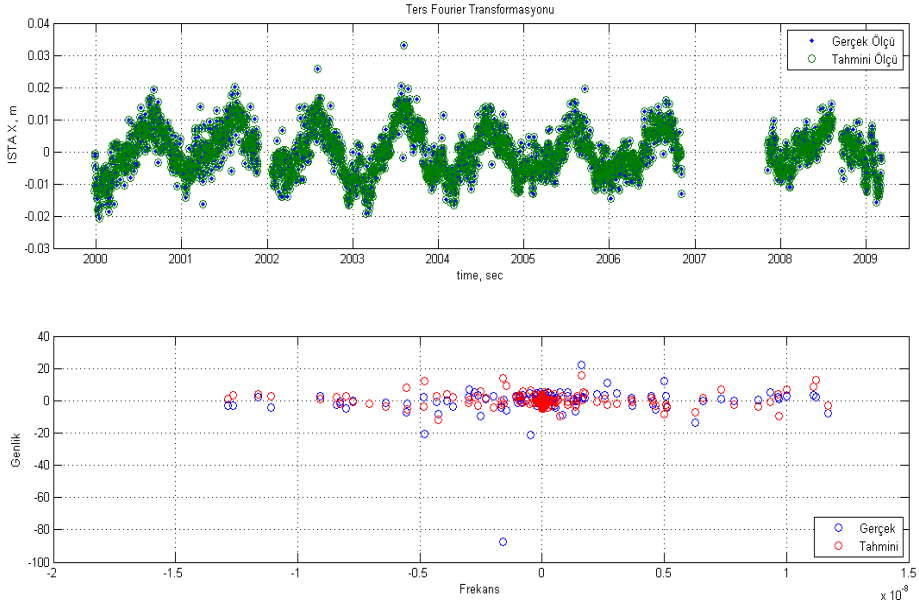
Şekil 11.16: ISTA X koordinatına Fourier dönüşümünün uygulanması



Şekil 11.17: ISTA X koordinatına ters Fourier dönüşümü uygulanması

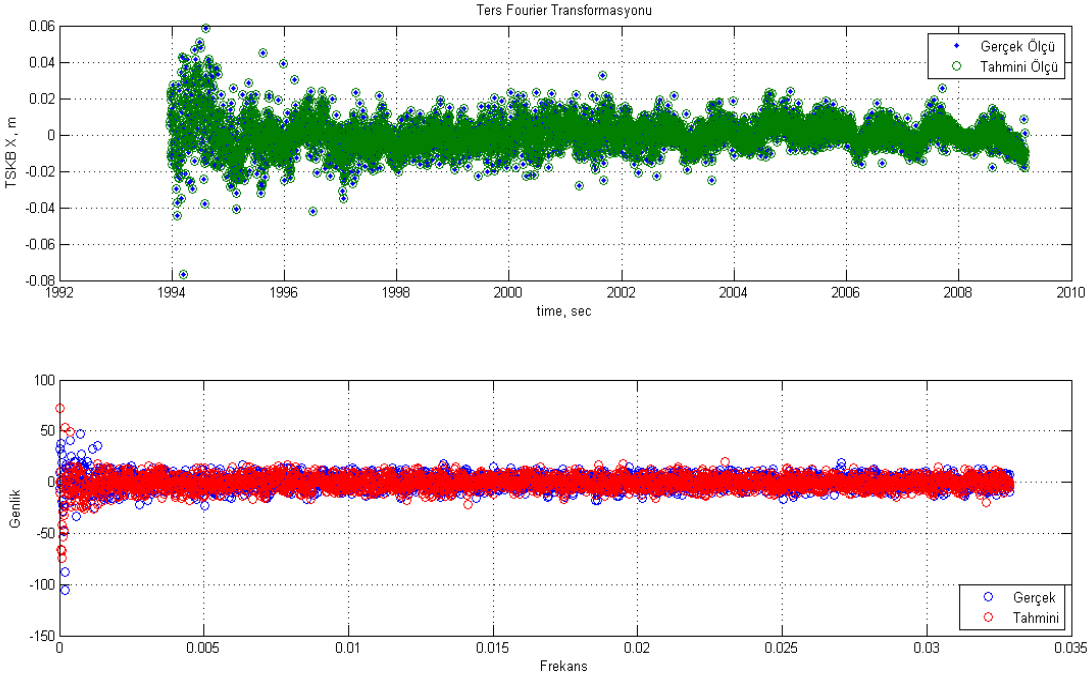


Şekil 11.18: ISTA X koordinat bileşenine alçak filtre uygulanması

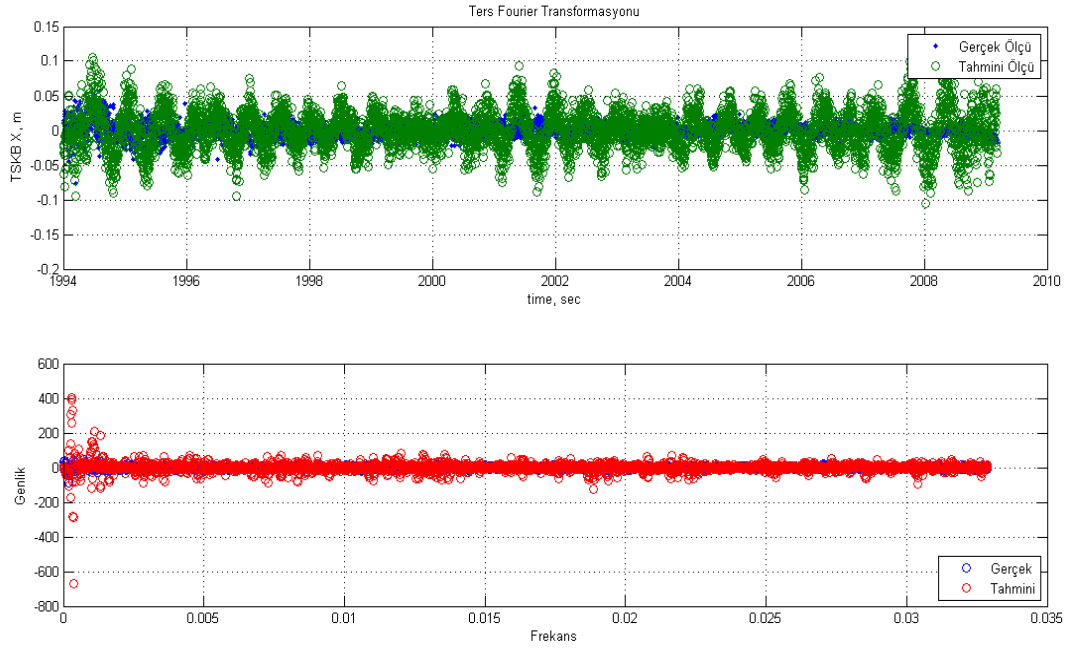


Şekil 11.19: ISTA X koordinat bileşenine yüksek filtre uygulanması

Şekiller incelendiğinde ISTA noktası için filtre uygulamasının çok az bir etkisi olduğu, yani başka bir deyişle gel – git etkisinin çok az olduğu görülmektedir. Aynı uygulamayı TSKB noktası için yapılan uygulaması Şekil 11. 20 ve 21' de verilmiştir.



Şekil 11.20: TSKB X koordinat bileşenine Fourier dönüşümü uygulanması



Şekil 11.21: TSKB X koordinat bileşenine alçak filtre uygulanması

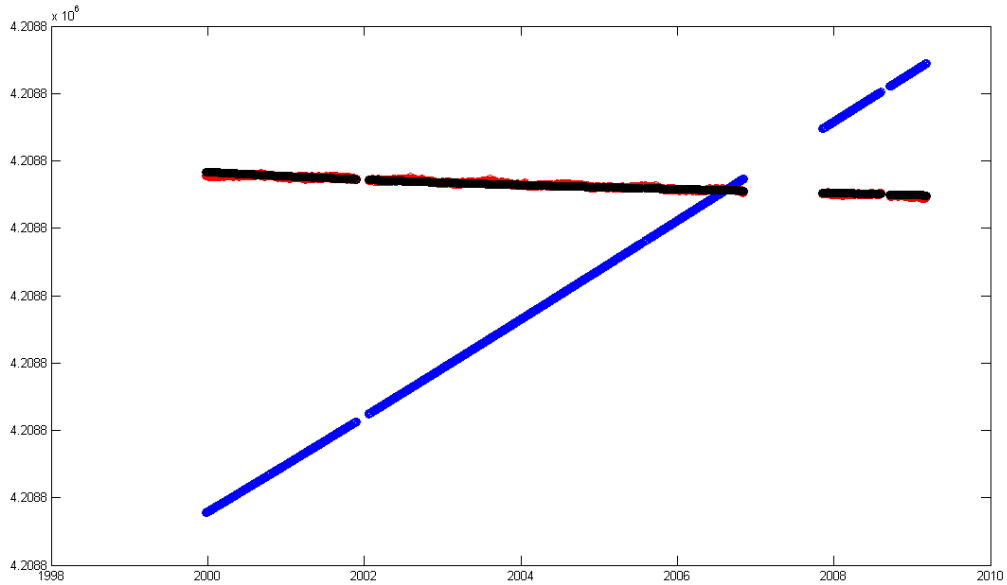
Şekil 11.21'de görüldüğü gibi gel – git etkisinin bu nokta için çok etkili olduğu söylenebilir. Analizlerde bu etkilerin giderilmesi yararlı olacaktır.

11.2.7 Eksik verilerin tamamlanması

GPS zaman serilerinde bazı nedenlerden (anten bozukluğu, bilgisayar arızası vb.) belli sürelerle veri alınamaması gibi durumlarla karşılaşılır. Böyle durumlarda, önceki bölümlerde de bahsedildiği gibi fourier dönüşümü uygulanamaz bu yüzden bu verilerin tamamlanması gerekmektedir. Bu verilerin tamamlanması için enterpolasyon yöntemlerinin kullanılması çözüm olarak düşünülebilir. Bir başka çözüm ise önceki bölümlerde açıklanan eksik verilerle çalışabilen, Lomb tarafından bulunan ve Scargle tarafından geliştirilen yöntemdir. Ayrıca; son yılların gözde yöntemleri olan Bulanık Mantık ve YSA bu çalışmalarda kullanılabilir. Bu eksik verilerin tamamlanmasında tarafımızdan Lomb-Scargle algoritması düzenlenerek bir uygulama yapılmıştır (Şekil 11.22). Şekil 11.22'de kırmızı noktalar gerçek verileri, mavi Lomb – Scargle algoritması ile bulunan sonuçları ve siyahlar tarafımızdan yapılan düzenlemeler sonucu elde edilen değerleri göstermektedir. Gerçek değerler ve elde edilen değerler arasındaki standart sapma değeri ve maksimum, minimum hatalar Çizelge 11.5' de gösterilmiştir.

Çizelge 11.5: Lomb – Scargle Algoritması ile boşlukların doldurulması

Yöntem	**Standart Sapma (s) (m)**	**Ortalama $\bar{X}$**	**X_{min} (m)**	**X_{maks} (m)**
Lomb - Scargle	0.0098	4.2541e-012	-0.0404	0.0383



Şekil 11.22: Lomb – Scargle algoritması ile eksik verilerin tamamlanması

11.2.8 Zaman serileri analizinde YSA kullanımı

YSA son yılların en gözde algoritmalarıdır. Birçok sektörde ve de özellikle zaman serileri analizlerinde kullanılmaktadır. Bu amaçla tezde eksik verilerin tamamlanması ve ileriye dönük tahminlerin yapılabilmesi için YSA kullanılmıştır. Öncelikle MATLAB ortamında bu çalışmanın nasıl gerçekleştirildiği anlatılacak sonraki bölümde ise yapılan analiz sonuçları değerlendirilecektir.

11.2.8.1 MATLAB' ta YSA' nın kullanılması

MATLAB programı YSA' ların kullanılması için çok rahat bir ara yüze sahiptir. İstenildiği takdirde komutlar ile istenildiği takdir de ise bu ara yüz ile çalışılabilinmektedir. Komutlarla çalışılmak istendiğinde komut penceresine ya da oluşturulacak "m – file"'lara (m – file MATLAB' ın komut yazma dosyasıdır) yazılarak kullanılabilir. Böyle bir yazım devam eden algoritmalarda ara işlemlerde yararlı olabilir ancak ara yüzü kullanmak kullanıcıya rahatlık sağlayacaktır. Bu komut yazımının bir kısmı Şekil 11.23'de gösterilmektedir.

```
minsayi=min(b);
maksayi=max(b);
dlmwrite('gunort1003',ay3)
net=newff([-1 1],[10 1],{'tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.show=50;
net.trainParam.lr=0.05;
net.trainParam.epochs=500;
net.trainParam.goal=1e-5;
net1=train(net,ay3,c);
aa=sim(net1,ay3);
```

Şekil 11.23: YSA' nın komutlar ile çalıştırılması

Burada; öncelikle kullanılacak ağın ve parametrelerinin tanımlanması gerekmektedir. "newff" komutu oluşturulacak ağın türünü, [-1 1] çalışılan aralığı, [10 1] sırasıyla gizli katman ve çıkış veri sayısını, tansig, purelin ve trainlm ağın eğitim ve aktivasyon fonksiyonlarını ifade eder. nettrain kısmı ağın eğitildiği kısımdır. Burada sırasıyla ağın sonuçlarının kaç döngü adımında bir gösterileceği, öğrenme oranı, toplam döngü sayısı ve hata toleransı değerleri sisteme verilir. Veriler bu ağ ile eğitildikten sonra sim komutu ile çıktı değerleri elde edilebilir.

Komutları kullanmadan ara yüz ile çalışılmak istenirse aşağıdaki adımlar takip edilmelidir.

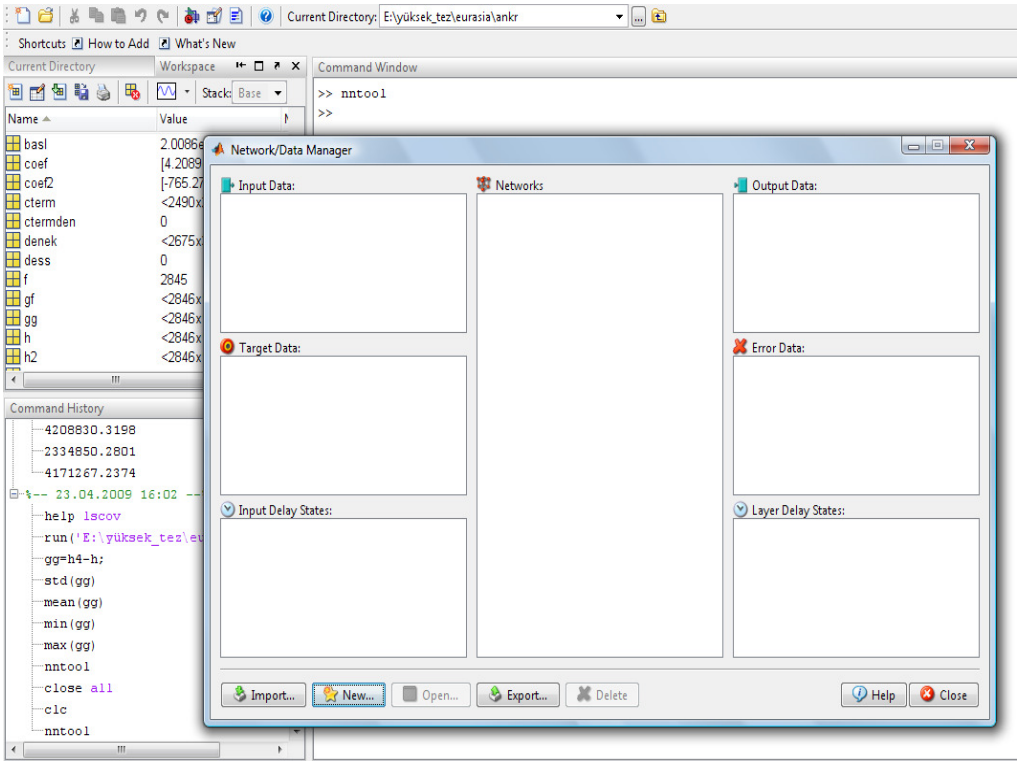
1. **Adım –** Programın Çalıştırılması

   Programın çalıştırılması için MATLAB' da komut satırına "nntool" yazılması yeterlidir (Şekil 11.24).

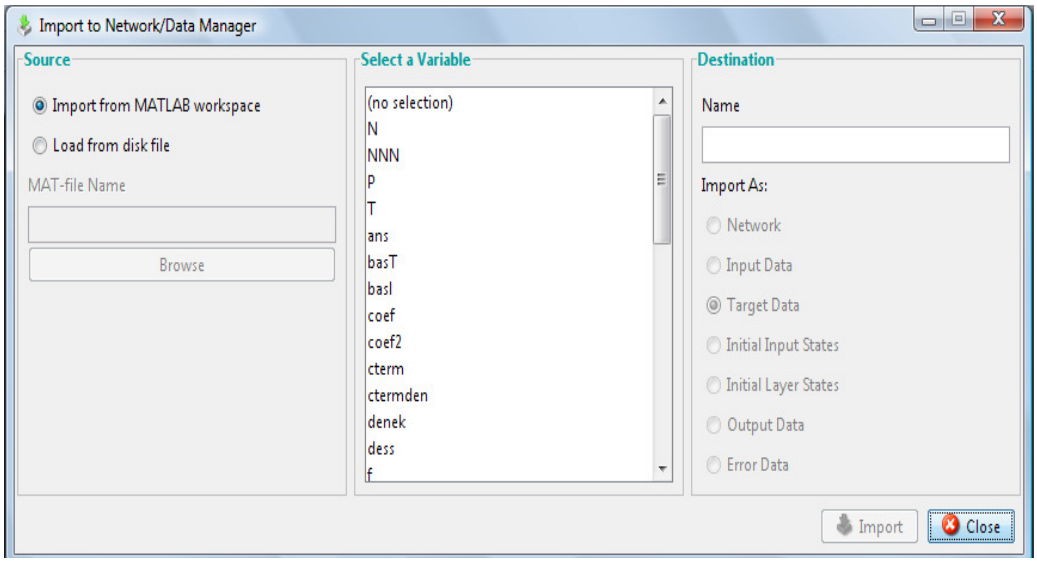
   Bu komut yazıldıktan sonra açılan pencerede "import" komutu ile veriler sisteme dahil edilebilir.

2. **Adım –** Verilerin Eklenmesi

   Açılan pencerede veriler sisteme ya çalışma ortamından ya da önceden kaydedilen dosyadan eklenebilir. Bu kısımda eğitilecek girdi, çıktı verileri, sonucu aranan girdi verileri ve önceden hazırlanmış ağlar sisteme eklenebilir (Şekil 11.25).



Şekil 11.24: YSA ara yüzünün çalıştırılması

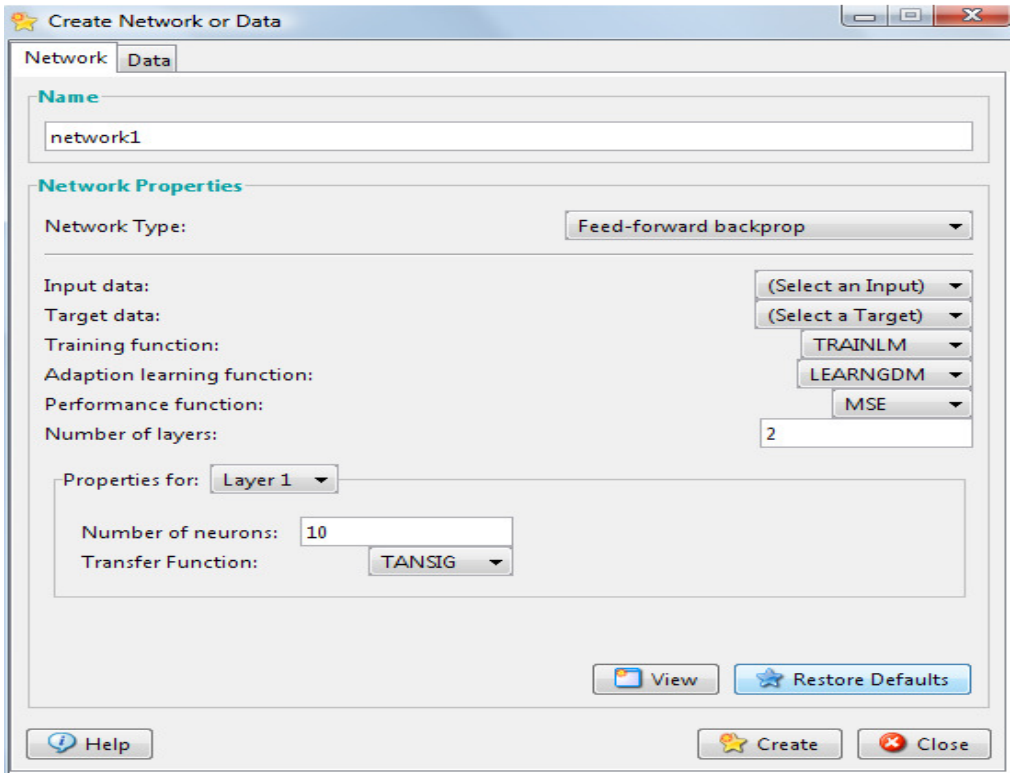


Şekil 11.25: YSA' na verilerin eklenmesi

3. **Adım –** Ağın oluşturulması

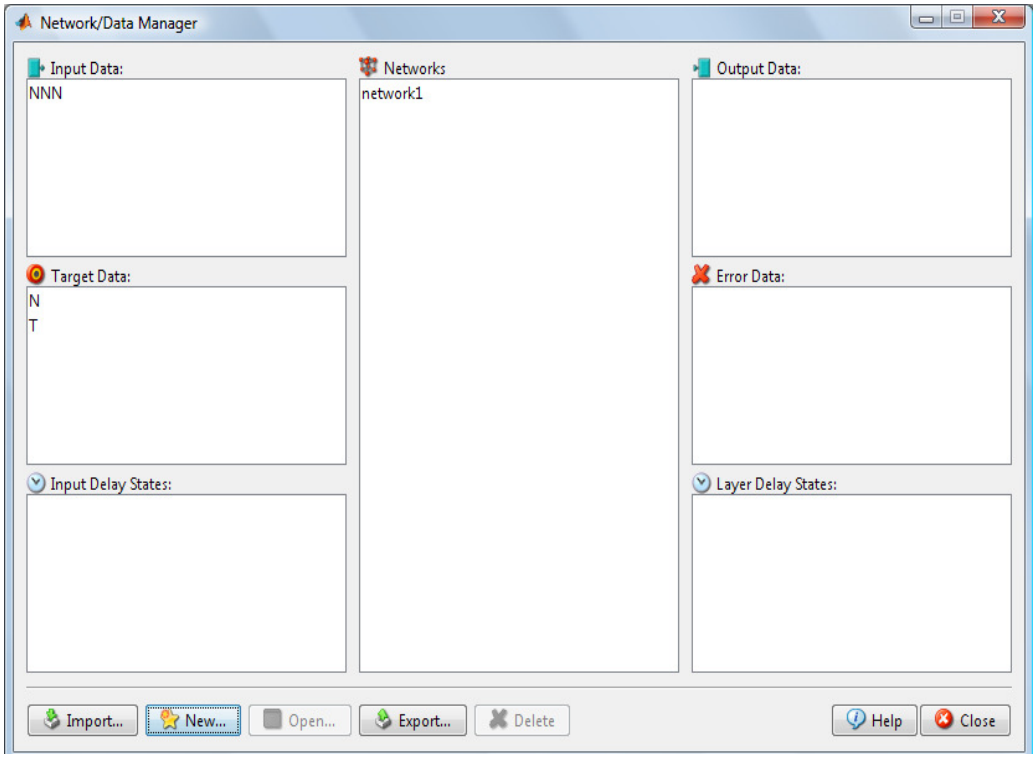
Sisteme veriler eklendikten sonra, bu pencere kapatılarak ilk ana pencereye geçiş yapılır. Bu kısımda 

tuşu ile ağ oluşturulması için hazırlanan ara yüze ulaşılabilir (Şekil 11.26).



Şekil 11.26: YSA' da ağın oluşturulması

Bu kısımda sisteme ilk bölümde eğitim için tanıtılan girdi verisi ve çıktı verisi, "Input Data" ve "Target Data" ile alınır. Ağ türü, eğitim, aktivasyon fonksiyonları, katman sayısı, nöron sayısı sisteme dahil edilerek ağ oluşturulur.

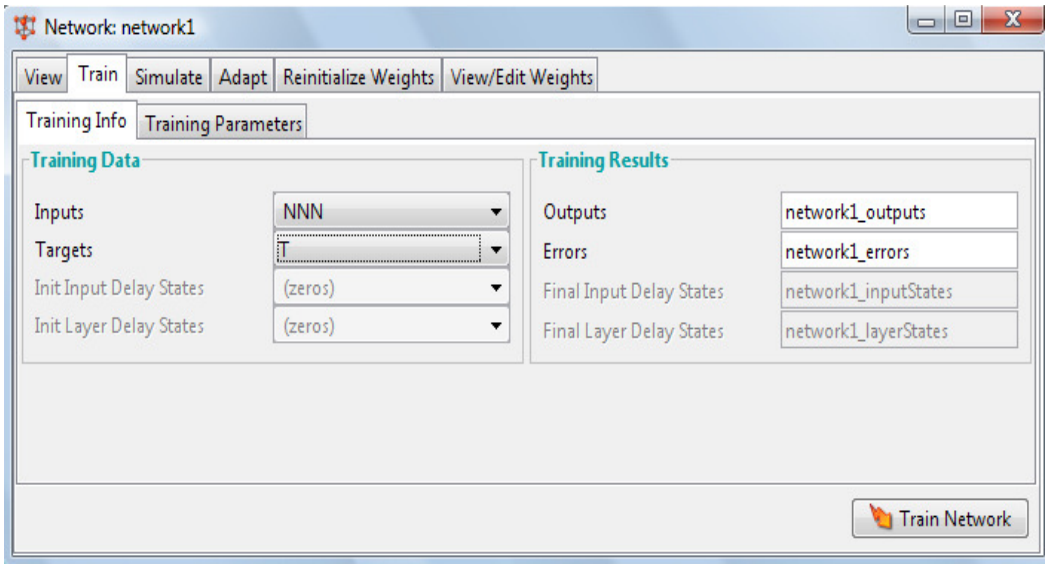


Şekil 11.27: Ağ oluşturulduktan sonra sistem görünümü

Girdi ve çıktı verileri alındıktan ve ağ oluşturulduktan sonra sistemde Şekil 11.27 deki gibi bir görünüme sahip olur.

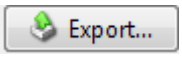
4. **Adım –** Ağın eğitilmesi

Ağın eğitilmesi için örneğimizde network1 yazan kısma çift tıklanır ve eğitim penceresinin açılması sağlanır (Şekil 11.28). Açılan pencerede "train" kısmında eğitim yapılır. İstenildiği takdirde "simulate" ve "adapt" kısımlarında farklı verilerle işlem yapılabilir. Eğitim parametreleri de bu kısımda değiştirilebilir.

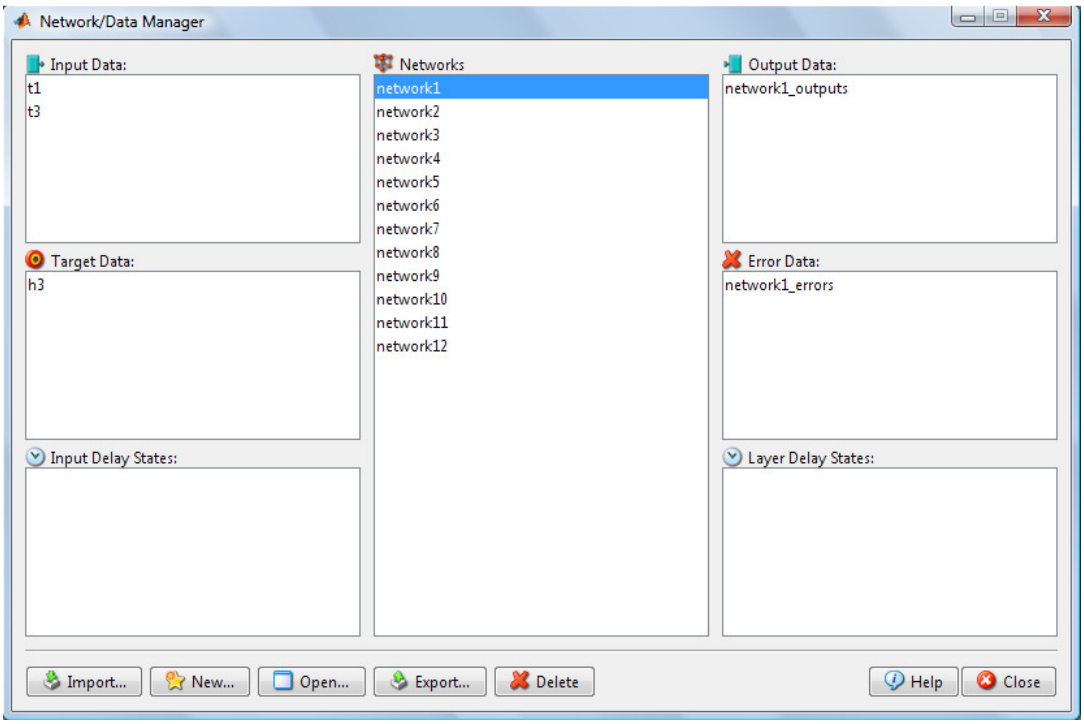


Şekil 11.28: Ağın eğitilmesi

5. **Adım –** Sonuçların elde edilmesi

   Eğitim tamamlandıktan sonra ana ekrana dönülür ve bu ekranda çıktı verileri ve hata verileri Şekil 11.29'da görülen "output data" ve " error data" kısımlarında bulunur. Bu sonuçlar istenirse 

tuşu ile MATLAB çalışma ortamına ya da istenen formatta dosyaya kaydedilebilir.



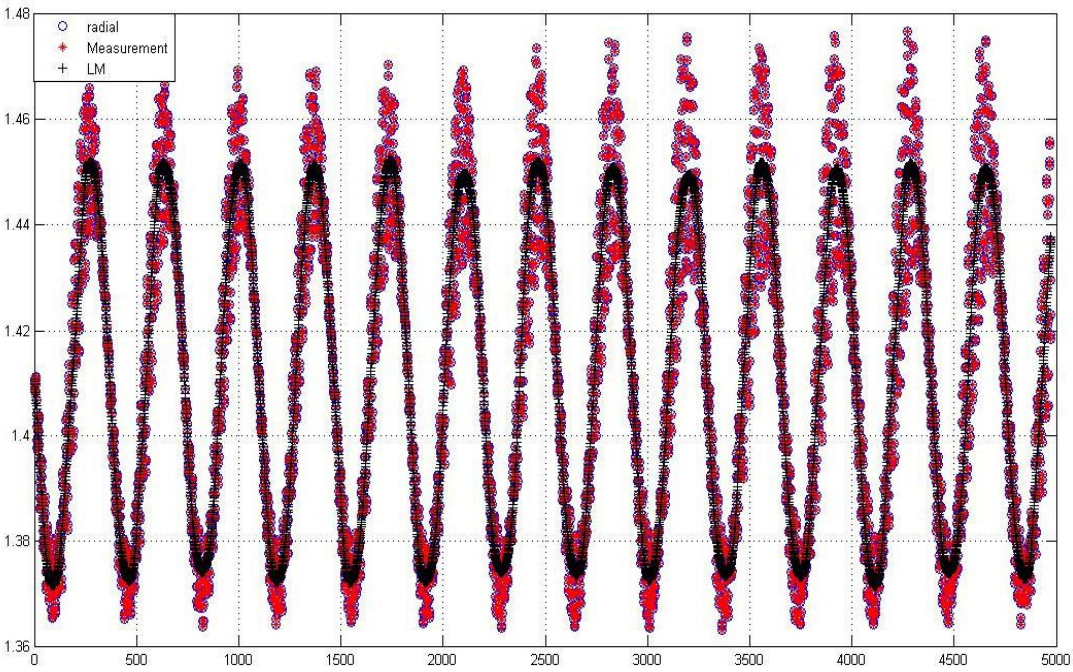
Şekil 11.29: Sonuç değerlerinin elde edilmesi

Bu kısımda önemli sorun kullanılan ağ türünün, aktivasyon fonksiyonunun ve nöron sayısının ne olacağıdır. Önceki bölümlerde de bahsedildiği gibi bu bilinmeyenler deneme yanılma yöntemi ile belirlenebilir. Bu kısımda bir örnek vermek gerekirse gel – git etkilerinin modellenmesi ağın 10, 30, 40 ve 60 nöron ile denenmiştir ve elde edilen sonuçlar Şekil 11.30 da gösterilmiştir. YSA' ların bu kısmına kara kutu da denildiği olur; çünkü bu kısımda yapılanlar hakkında bir bilgi sahibi olamayız. Şekil 11.30 dikkatle incelendiğinde 10 nörondan sonraki artımda ağın daha iyi sonuçlar verdiği ancak bu sayının artmasıyla tersine bir dönüş olduğu ve sonuçların bozulduğu görülecektir. Bir diğer önemli hususta ağda kullanılacak eğitim türünün seçilmesidir. Farklı uygulamalarda, farklı sonuçlar elde edilir. Yani gel – git verileri için düzenlenen bir ağ geoit ondülasyonunun bulunmasında işe yaramayabilir. Ayrıca, bu kısımda kullanılan algoritmalar işlem süresini de yakından etkileyecektir (Çizelge 11.6). Şekil 11.31' de kullanılan 2 farklı yöntemin ölçme değerleri ile ilişkisi verilmiştir.

Çizelge 11.6: Farklı Ağ türlerinin zamansal değerlendirilmesi

Ağ Türü	**Ortalama Zaman (sn)**	**Min. Süre (sn)**	**Maks. Süre (sn)**	**Std. (s)**
LM	18.45	12.01	30.03	4.27
BFG	27.12	16.42	47.36	5.95
SCG	36.02	19.39	52.45	7.78
CGF	37.93	18.89	50.34	6.12
CGB	39.93	23.33	55.43	7.50
CGP	44.30	24.99	71.55	9.89
OSS	48.71	23.51	80.90	12.33
RP	65.91	31.83	134.31	34.24
GDX	188.50	81.59	279.90	66.67

Şekil 11.30: Farklı nöron sayılarında YSA' nın çalışması



Şekil 11.31: Gel – git verilerinin modellenmesinde farklı yöntemlerin kullanılması

Çizelge 11.7: Kullanılan ağ türlerinin MATLAB komutları ve isimleri

Ağ Kısaltması	MATLAB Komutu	Ağ Türü
LM	trainlm	Levenberg – Marquart
BFG	trainbfg	BFGS Quasi – Newton
RP	trainrp	Resilient Backpropagation
SCG	trainscg	Scaled Conjugate Gradient
CGB	traincgb	Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts
CGF	traincgf	Fletcher – Powell Comjugate Gradient
CGP	traincgp	Polak – Ribiere Comjugate Gradient
OSS	trainoss	One Step Secant
GDX	traingdx	Variable Learning Rate Backpropagation

YSA analizlerinde yapılabilecek bir başka analiz ise önceki mevcut veriler kullanılarak sonraki döneme ait sonuç elde etmektir. Örneğin elimizdeki gel – git verilerini düşünelim gel – git verilerinde önemli etken zamandır (yani yeryuvarının o anki yörüngesindeki konumu vb.). Bu sebepten dolayı ilk 6 gün gösterilen eğime göre 7. günün tahmin edilmesi gibi bir uygulamayı denemek mantıklı olabilir. Çizelge 11.8 6 güne göre 7. günün tahminini ve normal tahmin ile bulunan sonuçları göstermektedir. Standart sapmalara bakıldığında 6 güne göre yapılan tahminlerde daha doğru sonuçların elde edildiği görülecektir. Değişkenlik katsayılarına bakıldığında 6 güne göre yapılan değerlendirmelerdeki bu yüksek değişkenlik, sonucun şüphe ile karşılanmasına neden olmaktadır. Daha çok uygulama ile bu yöntem denenebilir.

Çizelge 11.8: Haftalık değerlendirme sonuçlarını klasik yöntem ile karşılaştırılması

Yöntem	**Standart Sapma (s) (m)**	**Ortalama (m)**	**Değişkenlik Katsayısı**
Haftalık Değerlendirme	0.0039	0.0042	%91.35
Klasik Yöntem	0.0044	0.0029	%65.93

11.2.8.2 GPS zaman serilerinin YSA ile analizi

Bir önceki bölümde açıklanan sebeplerden dolayı YSA' ların GPS zaman serileri analizlerinde en uygun ağ türü ve aktivasyon fonksiyonun bulunması için ISTA noktasının X koordinat bileşeninde denenmek üzere 12 farklı ağ denenmiştir. Bu ağlar Çizelge 11.9' de gösterilmiştir. Bu ağlardan elde edilen istatistiksel sonuçlarda Çizelge 11.10' da verilmiştir. ISTA noktasının anten bozukluğu nedeniyle eksik olan verileri bu ağlar ile tamamlanması Şekil 11.32 ve 33 'de gösterilmiştir.

Çizelge 11.10 ve Şekil 11.32 ile 33 incelendiğinde en iyi sonuçların Ağ 3 ile alındığı görülmektedir. Ancak bu noktada eksik verilerin zaman serisinin sonuna gelmesi ile bu ağların sonuçlarını etkileyebileceği düşüncesi ile MATE noktasında yaklaşık olarak zaman serisinin ortasında ki veriler silinerek ağ tekrar denenmiştir. Çizelge 11.11 incelendiğinde en iyi sonuçların Ağ 3 ve Ağ 4 ile alındığı söylenebilir.

Çizelge 11.9: GPS zaman serileri analizinde kullanılan YSA algoritmaları

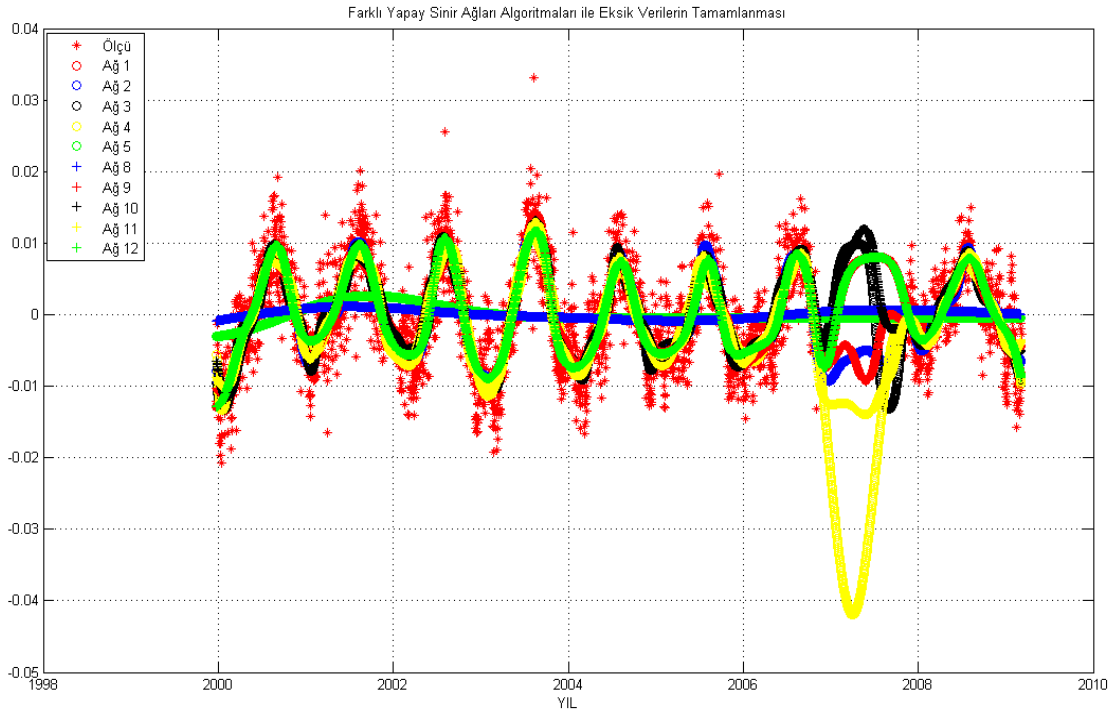
Ağ Numarası	Ağ Türü	Eğitim Fonksiyonu	Aktivasyon Fonksiyonu	Nöron Sayısı
Ağ 1	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Levenberg-Marquardt Geriye Doğru Hesaplama	Hiperbolik tanjant sigmoid	20
Ağ 2	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Levenberg-Marquardt Geriye Doğru Hesaplama	Hiperbolik tanjant sigmoid	40
Ağ 3	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Levenberg-Marquardt Geriye Doğru Hesaplama	Logaritmik sigmoid	40
Ağ 4	Merkezcil Taban Fonksiyonlu (en uygun)	-	-	-
Ağ 5	Merkezcil Taban Fonksiyonlu (az nöronlu)	-	-	-
Ağ 6	Olasılıklı	-	-	-
Ağ 7	NARX – Paralel Seriler	Levenberg-Marquardt Geriye Doğru Hesaplama	Hiperbolik tanjant sigmoid	20
Ağ 8	Genelleştirilmiş Kontrollu Öğrenme	-	-	-
Ağ 9	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Ölçekli Eşlenik Gradient Geriye Doğru Hesaplama	Hiperbolik tanjant sigmoid	40
Ağ 10	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Kuasi – Newton Geriye Doğru Hesaplama	Hiperbolik tanjant sigmoid	40
Ağ 11	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Eşlenik Gradient Fletcher-Reeves Yenilemesi	Hiperbolik tanjant sigmoid	40
Ağ 12	İleriye Beslemeli Geriye Doğru Hesaplama	Eğim Azaltım Yöntemi Momentum Geriye Doğru Hesaplama	Hiperbolik tanjant sigmoid	40

Çizelge 11.10: ISTA noktası için YSA'da kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi

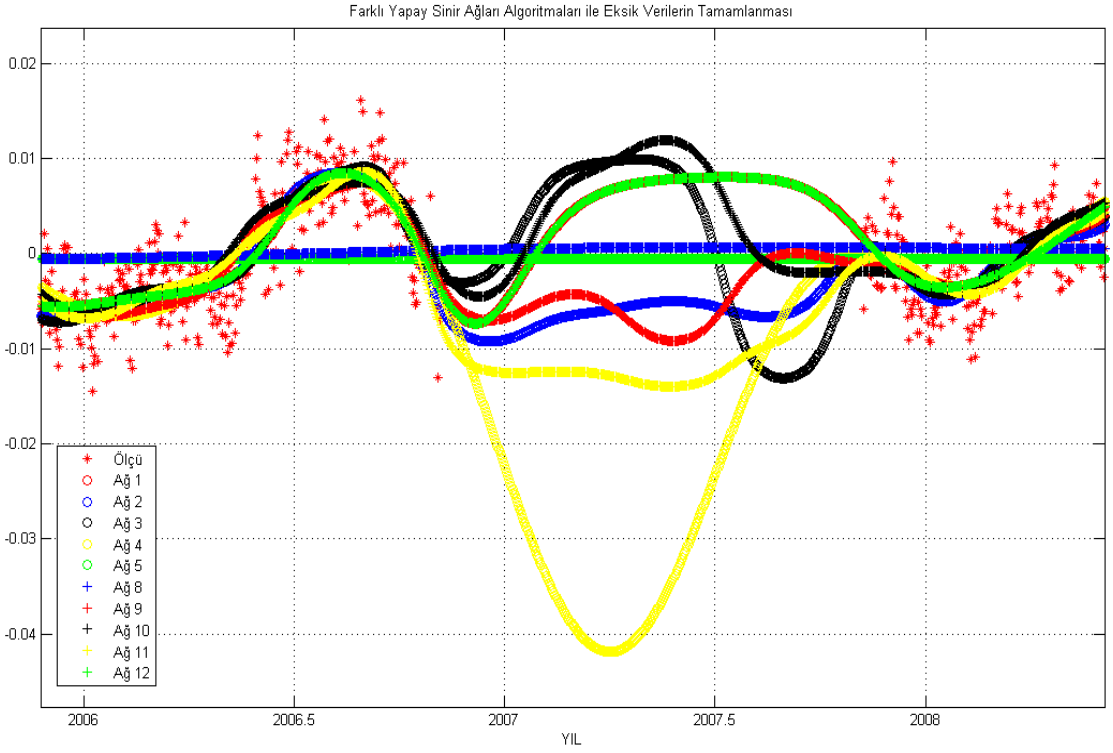
Ağ Numarası	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\bar{X}$	X_{min} (m)	X_{maks} (m)
Ağ 1	0.00401	-3.8E-05	-0.0120	0.02164
Ağ 2	0.00393	-2.3E-05	-0.0159	0.01583
Ağ 3	0.00379	-1.2E-06	-0.0154	0.01589
Ağ 4	0.00419	8.61E-08	-0.0147	0.02258
Ağ 5	0.00687	-2.2E-19	-0.0194	0.03347
Ağ 6	0.00697	-1.00005	-1.0208	-0.96684
Ağ 7	Sonuç Elde Edilememiştir			
Ağ 8	0.00688	-8E-05	-0.0200	0.03342
Ağ 9	0.00415	7.86E-05	-0.0146	0.01924
Ağ 10	0.00420	-	-	-
Ağ 11	0	5.59E-05	-0.0144	0.0205
Ağ 12	0.02284	-0.0042	-0.0465	0.0454

Çizelge 11.11: MATE noktası için YSA' da kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi

Ağ Numarası	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\bar{X}$	X_{min} (m)	X_{maks} (m)
Ağ 1	0.005138	5.39E-06	-0.20372	0.020009
Ağ 2	0.01184	-0.01071	-0.20332	0.012369
Ağ 3	0.004981	1.05E-06	-0.20386	0.021993
Ağ 4	0.004468	-4.5E-08	-0.20457	0.022922
Ağ 5	0.004905	1.14E-18	-0.20234	0.021362
Ağ 6	0.00517	-0.99999	-1.20204	-0.97833
Ağ 7	Sonuç Elde Edilememiştir			
Ağ 8	Sonuç Elde Edilememiştir			
Ağ 9	0.005155	-3.8E-05	-0.20354	0.021221
Ağ 10	0.005025	-4.8E-06	-0.20337	0.015966
Ağ 11	0.005609	0.000411	-0.20729	0.019333
Ağ 12	0.095856	0.102349	-0.22305	0.215634



Şekil 11.32: Farklı YSA ağları ile ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması



Şekil 11.33: Farklı YSA ağları ile ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması

11.2.9 Zaman serileri analizinde bulanık mantık kullanılması

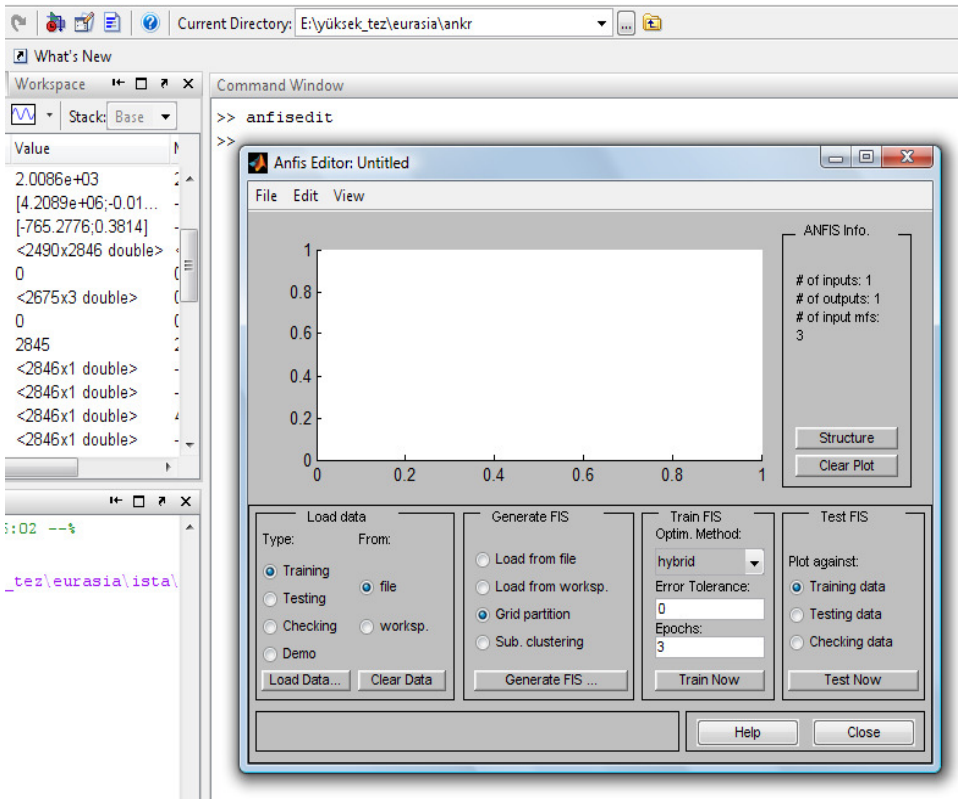
YSA' da olduğu gibi Bulanık Mantık için de uygulamalara yönelik kesin belirlenmiş bir format yoktur. Yani yine en uygun yöntemin bulunabilmesi için deneme yanılma yöntemi uygulanmalıdır. Bu sebeple ISTA noktasında bulunan eksik verilerin elde edilmesi için 6 farklı yöntem denenmiştir.

11.2.9.1 MATLAB' da bulanık mantığın kullanılması

MATLAB yazılımı YSA'da olduğu gibi Bulanık Mantık uygulamaları için de güzel bir ara yüz sunmuştur. MATLAB ortamında çözüm şöyle gerçekleştirilir;

1. **Adım –** Programın Çalıştırılması

   Programın çalıştırılabilmesi için komut penceresine "anfisedit" yazılması yeterlidir. Bu komutun yazılması ile Şekil 11.34 ile karşılaşılır.



Şekil 11.34: Bulanık Mantık ara yüzünün çalıştırılması

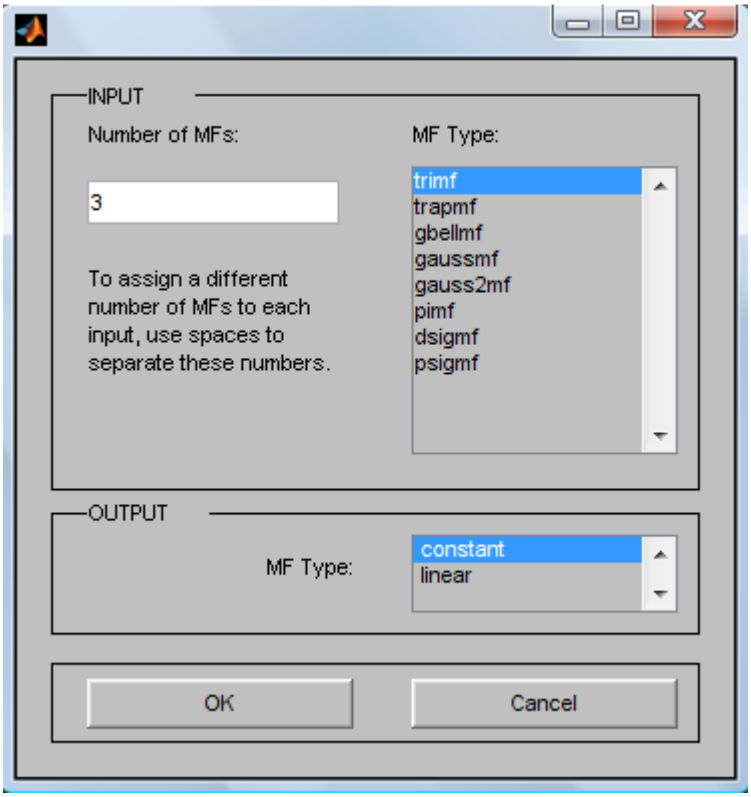
2. **Adım –** Verilerin eklenmesi

   Verilerin eklenmesi için Şekil 11.34' te görülen "Load data" komutu kullanılabilir. Bu kısımda dikkat edilecek husus, girdi verileri ile çıktı verilerinin aynı dosyada farklı sütunlarda olması gerekliliğidir. Örneğin 2 girdi ve 1 çıktı eğitim verisi için ilk iki sütün da girdi verileri ve 3. sütunda çıktı verileri olmak zorundadır. YSA da olduğu gibi veriler çalışma ortamından ya da bir dosyadan alınabilir (*.dat, *.xls, veya *. txt).

3. **Adım –** Üyelik fonksiyonunun tanımlanması

   Üyelik fonksiyonunun tanımlanması için 

tuşuna basılması yeterlidir. Bu tuşa basıldığında Şekil 11.35 ile karşılaşılır.



Şekil 11.35: Üyelik Fonksiyonun Belirlenmesi

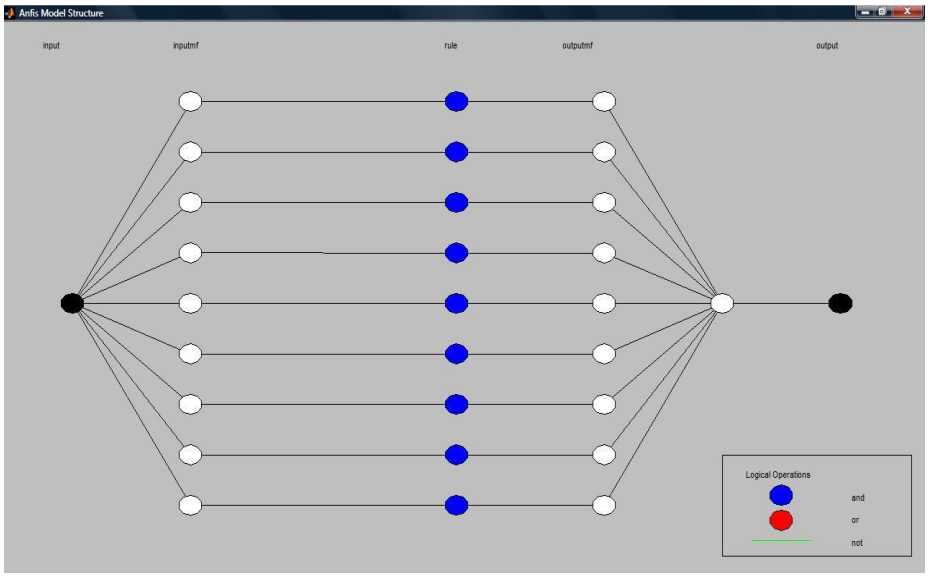
Buradan ağın ne yapıda olacağına karar verilir. Örneğin üyelik fonksiyonu sayısı için 9 u seçtiğimizi düşünelim bu durumda Şekil 11.36' deki gibi bir ağ ile karşılaşırız.

4. **Adım –** Eğitimin yapılması

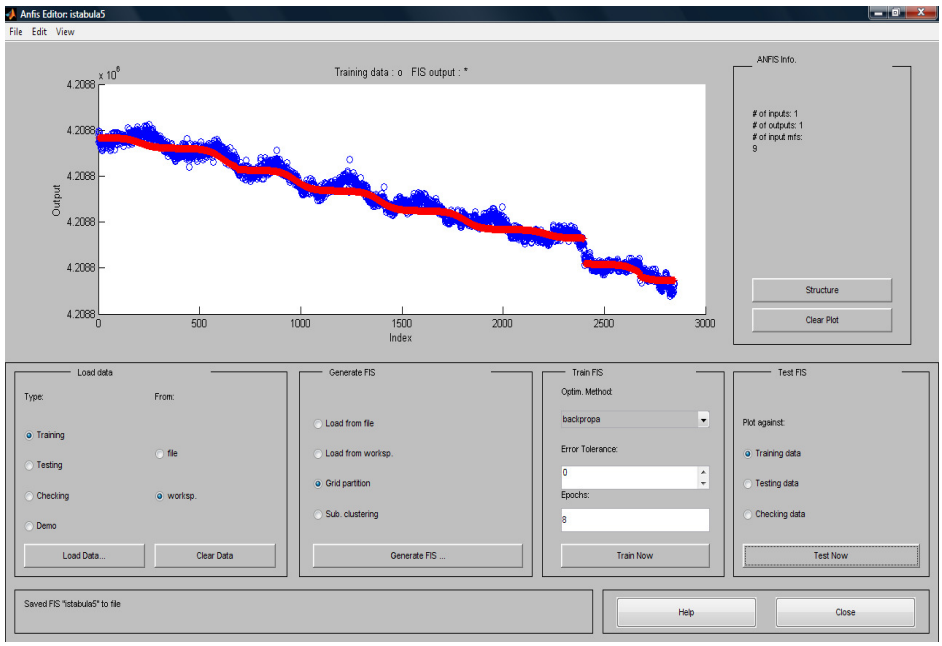
   Üyelik fonksiyonu tanımlandıktan sonra ağ "Train now" komutu ile çalıştırılır ve sonuç Şekil 11.37'deki gibi olur.

5. **Adım –** Ağın kaydedilmesi

Sonuçlar elde edildikten sonra ağ *.fis uzantılı bir dosya olarak kaydedilir. Eğer ağ başka girdi verileri ile denenmek istenirse hazırlanacak m – file' larda önce fis dosyaları okunur sonra "evalfis" komutu ile sonuçlar hesaplanır.



Şekil 11.36: Bulanık Mantık ile elde edilen Ağın yapısı



Şekil 11.37: Bulanık Mantık ile ağın eğitilmesi

Bulanık Mantık ile yapılacak çalışmalarda önceki kısımlarda deneme yanılma yönteminin kullanılması gerekliliği vurgulanmıştı. Bu amaçla ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması için 6 farklı yöntem denenmiştir. Bu yöntemler Çizelge

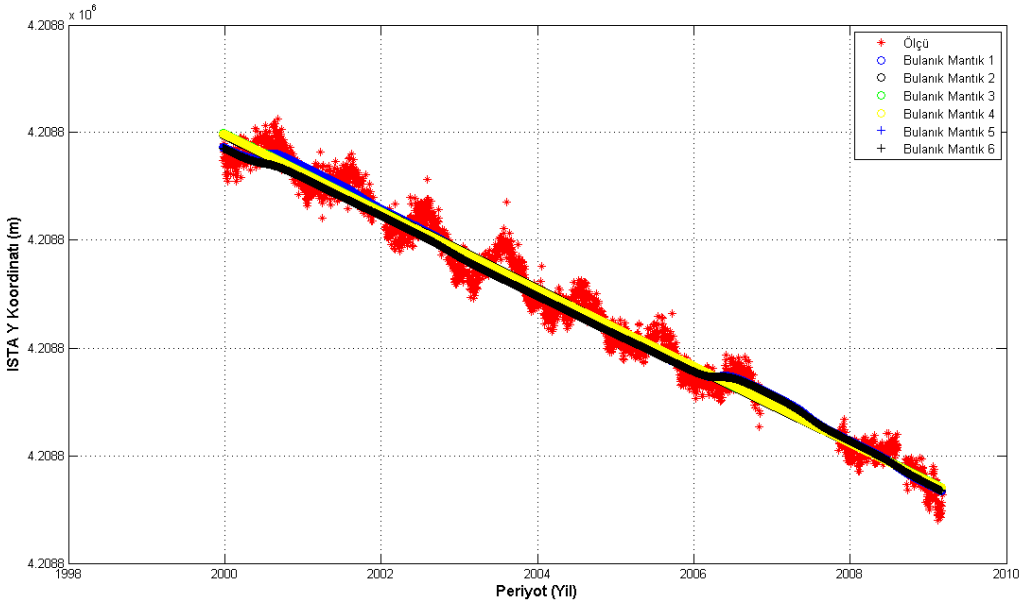
11.12'de, bu ağlar ile elde edilen sonuçlar Çizelge 11.13'de ve Şekil 11.38'da gösterilmiştir.

Çizelge 11.12: ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanmasında kullanılan Bulanık Mantık ağları

Ağ	Üyelik Fonksiyonu Sayısı	Giriş Üyelik Fonksiyonu	Çıkış Üyelik Fonksiyonu	Öğrenme Algoritması
BM 1	9	Çift Taraflı Gauss	Sabit	Hibrid
BM 2	4	Gauss Eğrisi	Sabit	Hibrid
BM 3	3	Gauss Eğrisi	Sabit	Hibrid
BM 4	3	Üçgensel	Sabit	Hibrid
BM 5	9	Çift Taraflı Sigmoid	Sabit	Hibrid – Geriye Yayılma
BM 6	9	İki Sigmoid Farkı	Sabit	Hibrid – Geriye Yayılma

Çizelge 11.13: ISTA noktasını için Bulanık Mantık'ta kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi

Ağ	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\overline{X}$	X_{min} (m)	X_{maks} (m)
BM 1	0.00657	6.15109E-13	-0.03371	0.01967
BM 2	0.00696	4.76922E-14	-0.03289	0.02049
BM 3	0.00696	-1.26284E-13	-0.03353	0.02118
BM 4	0.00696	-5.0738E-14	-0.03336	0.02097
BM 5	0.00683	-0.00203	-0.03659	0.01740
BM 6	0.00684	-0.00203	-0.03659	0.01740



Şekil 11.38: Bulanık Mantık ile elde edilen sonuçların karşılaştırılması

YSA'da olduğu gibi Bulanık Mantık'ta denenen ağlar MATE noktasında da denenmiştir. MATE noktasından elde edilen istatistiksel sonuçlar Çizelge 11.14'de verilmiştir.

Çizelge 11.14: MATE noktasını için Bulanık Mantık'ta kullanılan ağların istatistiksel değerlendirilmesi

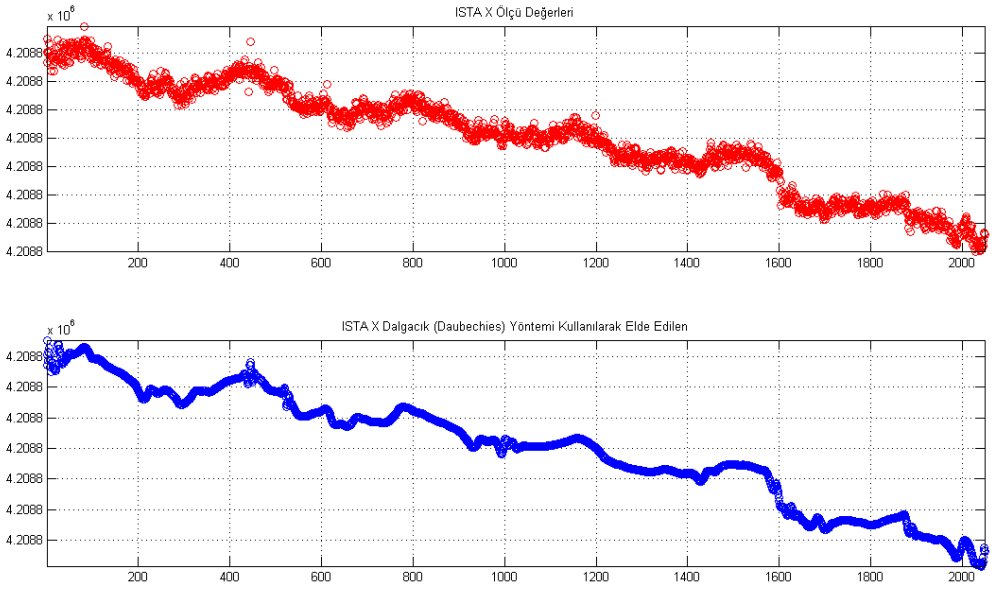
Ağ	**Standart Sapma (s) (m)**	**Ortalama** $\bar{X}$	$\mathbf{X_{min}}$ **(m)**	$\mathbf{X_{maks}}$ **(m)**
BM 1	0.00483	-2.52429E-13	-0.0199	0.203553
BM 2	0.00498	1.43252E-13	-0.0206	0.202862
BM 3	0.00511	1.94916E-13	-0.0226	0.201092
BM 4	0.00511	2.20099E-13	-0.0229	0.200968
BM 5	0.00529	-0.00119	-0.0202	0.203814
BM 6	0.00482	-2.51969E-13	-0.0199	0.203534

11.2.10 Zaman serileri analizinde dalgacık yönteminin kullanılması

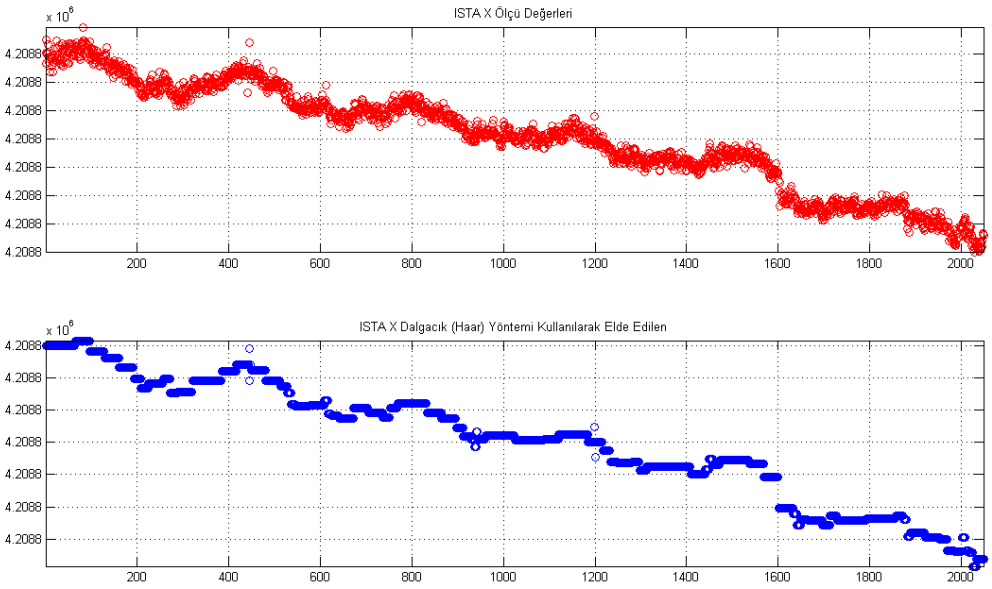
Önceki bölümlerde Fourier dönüşümünden kaynaklanan eksikliklerden ve bu eksikliklerinde Dalgacık yönteminin kullanılması ile aşılabileceğinden bahsedilmişti. Zamansal olarak analiz yapılmasına olanak veren Dalgacık dönüşümünün GPS zaman serilerinde ki çalışabilirliğinin görülmesi için ISTA noktasının X koordinat bileşeninde 3 farklı dalgacık ile analiz yapıldı bu çalışmada Haar, Daubechies ve Symmlet dalgacıkları kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 11.15, Şekil 11.39, 40 ve 41' de gösterilmiştir.

Çizelge 11.15: ISTA noktasının analizinde Dalgacılık dönüşümünün istatistiksel değerlendirilmesi

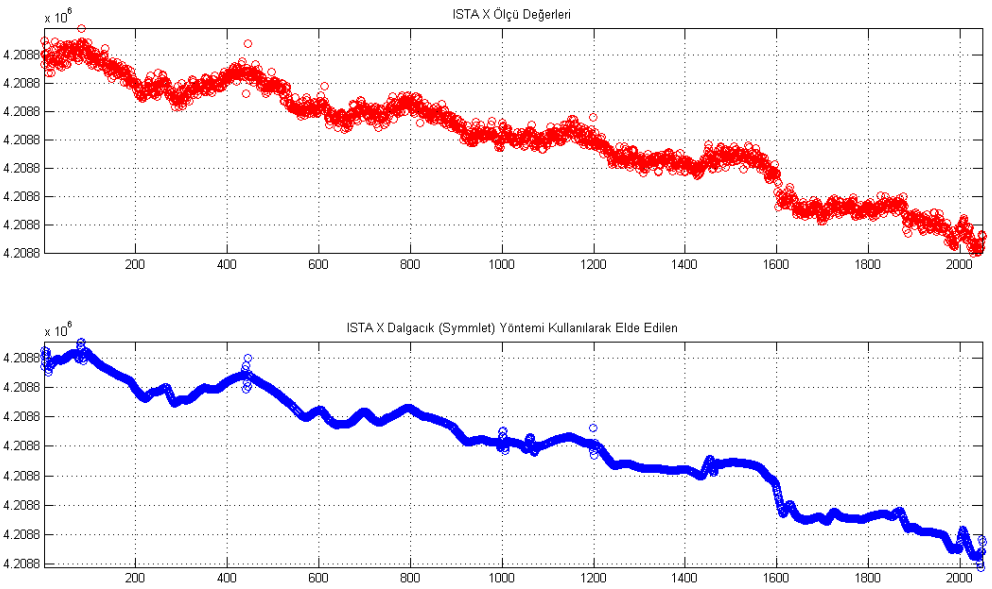
Dalgacık	**Standart Sapma (s) (m)**	**Ortalama $\bar{X}$**	**X_{min} (m)**	**X_{maks} (m)**
Daubechies	0.003411	2.73E-05	-0.01586	0.012795
Haar	0.003596	3.47E-09	-0.01503	0.015194
Symmlet	0.003423	-1.2E-05	-0.01572	0.011916



Şekil 11.39: Daubechies dalgacığı ile ISTA X koordinat bileşeninin analizi



Şekil 11.40: Haar dalgacığı ile ISTA X koordinat bileşeninin analizi



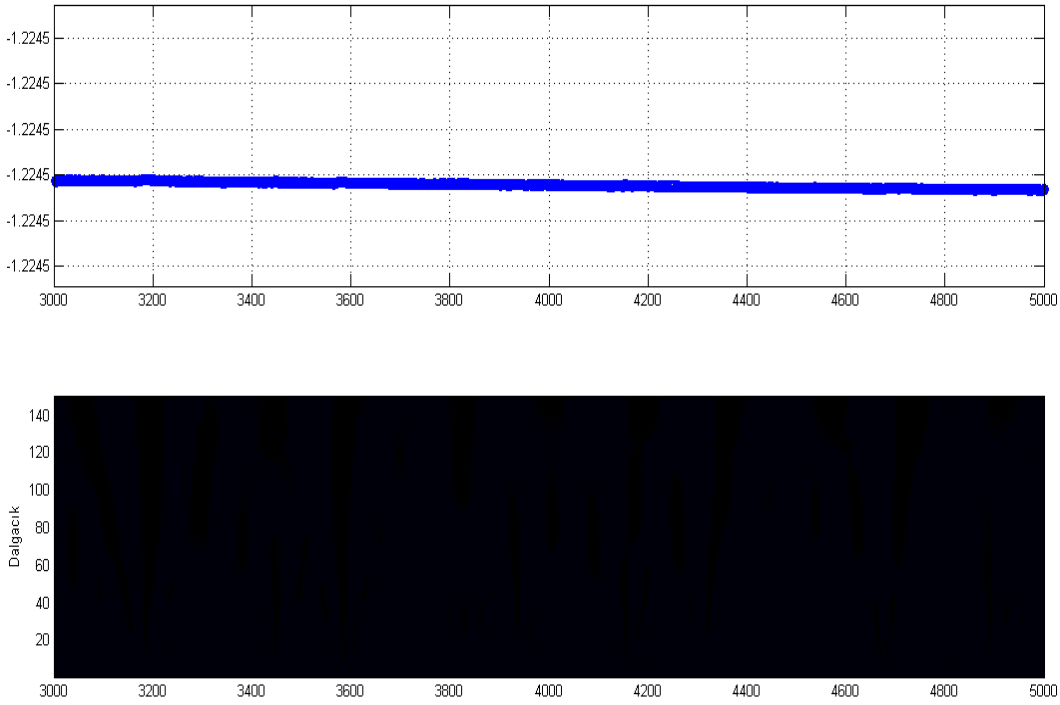
Şekil 11.41: Symmlet dalgacığı ile ISTA X koordinat bileşeninin analizi

Çizelge 11.15 ve Şekil 11.39 – 41 incelendiğinde dalgacık yönteminin şimdiye kadar anlatılan yöntemler arasında kullanılan en iyi yöntemlerden biri olduğu görülmektedir. Bu başarılı sonuçlarından başka Dalgacık analizinin bir başka yararı da zamansal analiz yaptığı için anlık değişimleri fark edebilmesidir. Yani lineer hızdaki herhangi bir etki ile anlık atlamalar, bu analiz yöntemi ile fark edilebilir. Yine bu yöntem ile aynı noktaya ait farklı zaman serilerinin farkları hesaplanabilir. Bu farkındalığın depremlerin tespit edilmesinde kullanılıp kullanılamayacağı tez kapsamında araştırılmıştır. Larson (2009), Blewitt ve diğ. (2009) ve Zollo ve diğ. (2009) erken uyarı sistemlerinin kurulmasında GPS ağlarının kurulmasının, depremlerin ve tsunamilerin önceden tahmin edilmesinde kullanılabileceği görüşündedirler. Larson (2009) IGS'in yer bilimlerinde büyük bir katkıya sahip olduğunu ve Emore ve diğ. 'nin büyük depremlerde GPS ölçmelerinin yer değiştirmeleri diğer yöntemlere oranla daha iyi ölçtüğünü belirtmiştir. Bu makalelerden ilham ile deprem etkilerinin fark edilmesinde GPS ölçülerinin ve dalgacık dönüşümünün kullanılabilirliği araştırılmıştır.

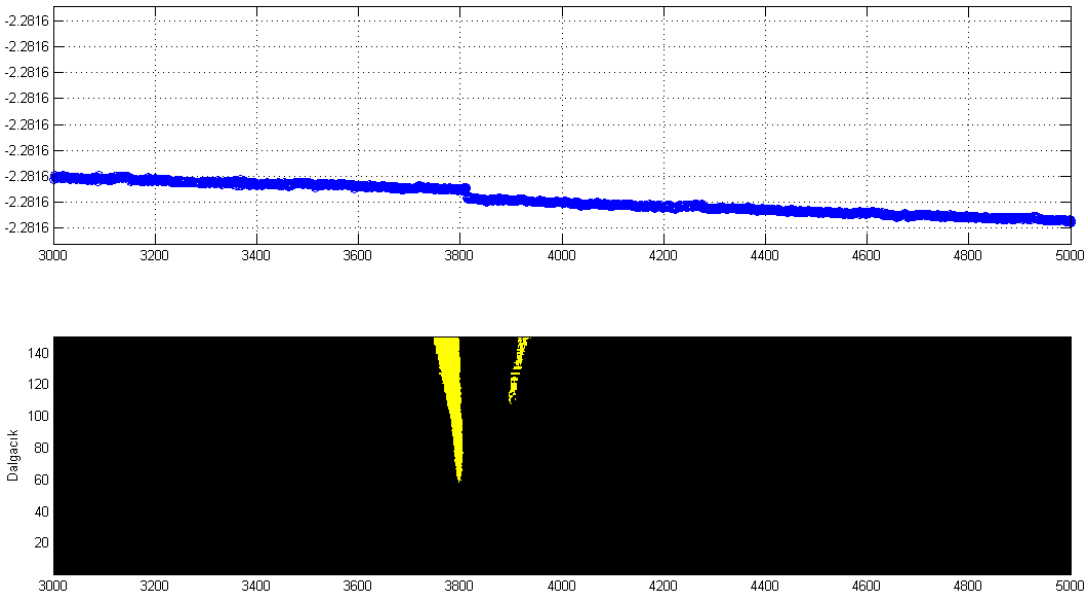
Bu uygulama için 2002 yılında Denali'de gerçekleşen 7,9 büyüklüğündeki depremin etkilerinin tespit edilip edilemeyeceği araştırılmıştır. Bu depremin etkilerinin incelenebilmesi için FAIR ve YELL IGS noktalarından yararlanılmıştır.

Şekil 11.42 ve 43' te bu noktaların dalgacık yöntemi ile analizi sonucu elde edilen sonuçlar gösterilmektedir. Dikkat edilirse FAIR noktasında sarı ile gösterilen zamanda doğrusal hızda bir değişme gözlenmiştir. Bu atlamanın gerçekleştiği zaman incelendiğinde bu atlamanın deprem zamanı olan 2002 yılına denk geldiği görülmüştür. Fakat YELL noktasında bu zamanda hiç bir değişme gözlenmemektedir. Bunun nedeni YELL noktasının episentr merkezine FAIR e göre uzak oluşudur. Larson (2009)'da makalesinde depremin oluşturduğu yer değiştirmelerin aynı uzaklığa sahip iki noktada farklı etkiler gösterdiğini belirtmiştir. Depremin şiddet ve yönü bu noktada önemli bir etken olarak gözükmektedir. Yöntem ayrıca Çin de bulunan SHAO noktası için de uygulanmıştır. Buradan elde edilen sonuçlar Şekil 11.44 te gösterilmiştir. Şekil 11.44 incelendiğinde küçük etkilerin ayrıca 2800. ve 3300. GPS günleri civarında büyük değişimlerin olduğu görülmektedir.

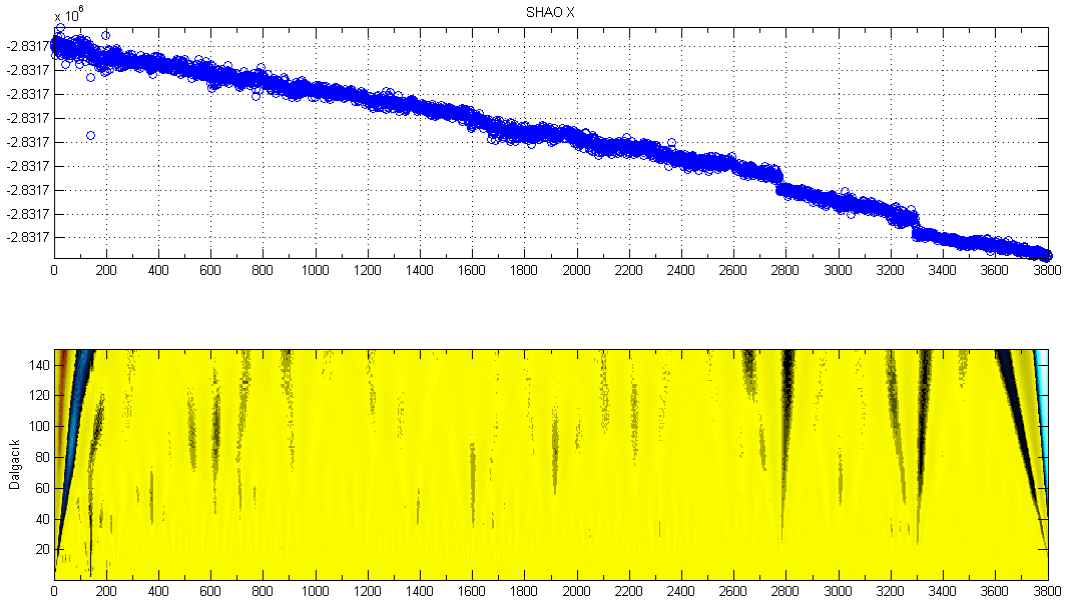
Önceki bölümlerde gel – git etkilerinin araştırılmasında Fourier dönüşümünün kullanılabileceğini söylenmişti. Dalgacık yöntemi ile filtrelenen bu noktanın, filtreden önceki ve sonraki frekansları üzerinde yapılacak incelemeler sonucunda hangi dönemlerde etkilerin olduğu ve şiddetleri hakkında yorum yapılabilir (Şekil 11.45). Şekil 11.45 incelendiğinde gel – git etkilerin giderildikten sonra elde edilen GPS zaman serisinin daha iyi davranış gösterdiği söylenebilir. Şöyle ki, zaman serileri önceki bölümlerde bahsedildiği gibi 4 farklı bileşenden oluşur. Eğilim bileşeni çıkarıldıktan sonra elde edilen mevsimsel bileşen bir sinüs eğrisi şeklinde olmaktadır. Bu eğrinin gürültü bileşeni ile bozulduğunu biliyoruz. Şekil 11.45'da 3. grafik incelendiğinde bu sinüzoidal değişimin 1. grafiğe göre daha çok uyduğu görülmektedir. Zaten bu farklı yapı 2 ve 4. grafiklerde de açıkça görülmektedir. Yani 4. grafikte dönemsel etkiler daha çok ön plana çıkmıştır.



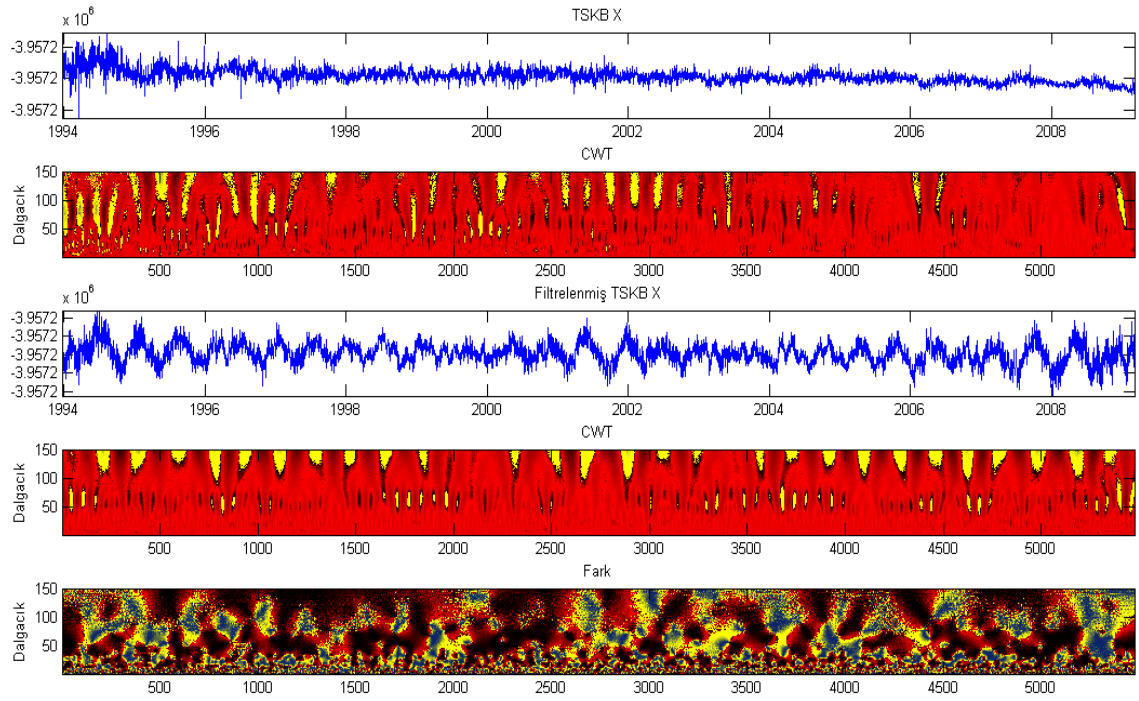
Şekil 11.42: Dalgacık dönüşümü ile YELL noktasının incelenmesi



Şekil 11.43: Dalgacık dönüşümü ile FAIR noktasının incelenmesi



Şekil 11.44: Dalgacık dönüşümü ile SHAO noktasının incelenmesi

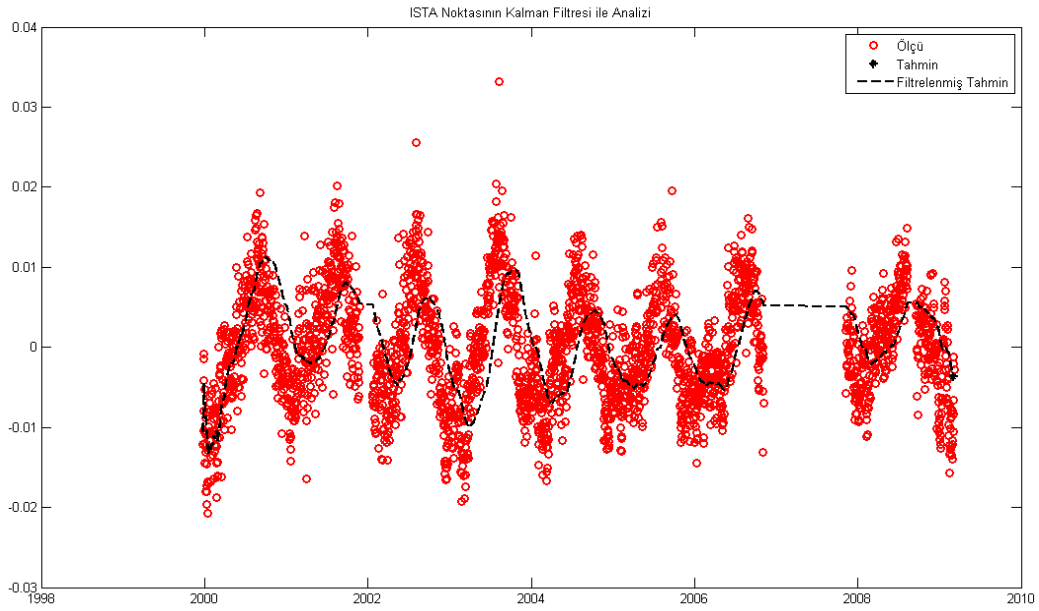


Şekil 11.45: Gel – git etkisinin Dalgacık yöntemi ile incelenmesi

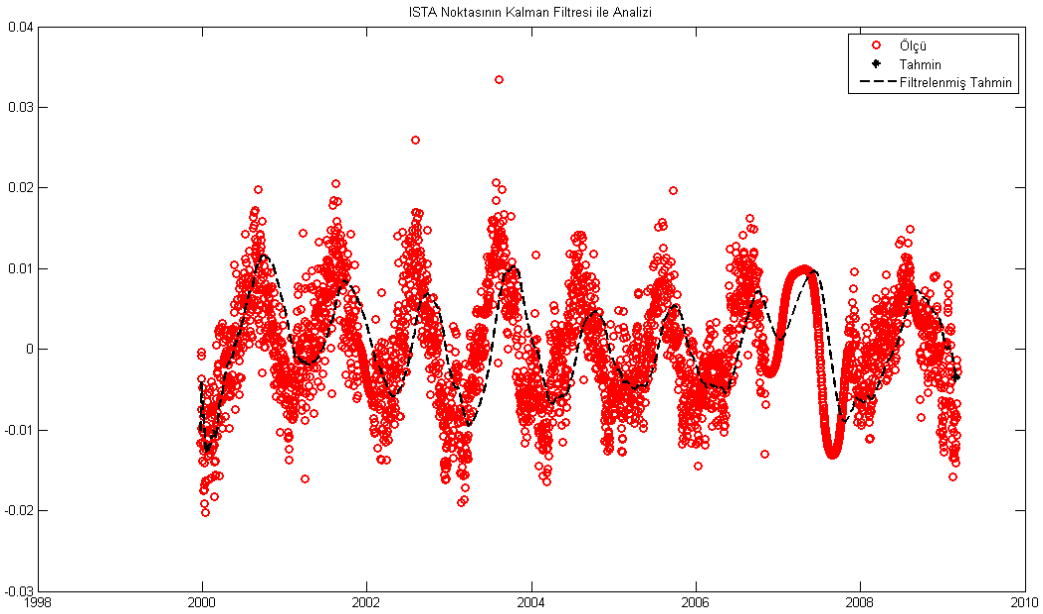
11.2.11 Zaman serileri analizinde kalman filtrelemesinin kullanılması

GPS zaman serilerinin analizinde Rudolf Kalman tarafından geliştirilen ve özellikle mesleğimizde birçok uygulamada kullanılan Kalman filtrelemesinin kullanılmasının yararlı olacağı düşünülmüştür. Çünkü gerek Fourier dönüşümü gerekse Lomb – Scargle algoritmaları frekans boyutunda, Dalgacık gibi yöntemlerde zamansal boyutta analizler yapmaktadır. Tüm bu algoritmalar sinyal analiz yöntemleridir. Sinyalde asıl önemli olan ölçü ve doğrulukları önemli değildir. Kalman filtrelemesinde ise hesaplama iki şekilde yapılır. Tahmin ve Ölçme olarak isimlendirilebilecek bu bölümlerde, öncelikle öncül doğruluklarla bir sonraki zaman verisi için tahmin yapılır daha sonra ölçme sonuçlarına göre soncul doğruluklar hesaplanır ve bu değer bir sonraki zaman verisinin öncül doğruluğu olur ve süreç böylece devam eder. Ölçme değerlerinin göz önünde bulundurulması bu yöntemden elde edilecek sonuçların doğruluğunun daha iyi olması gerektiği düşüncesini uyandırmaktadır. Fakat yapılan araştırmalar göstermiştir ki boşluklu verilerde, kesinti fazla ise filtreleme iyi sonuçlar vermemekte ayrıca gürültü bileşenin fazla olduğu noktalarda da doğruluğun azaldığı görülmektedir. Doğaldır ki Kalman filtrelemesi ölçme ile ağırlık matrisini düzeltmesinin vermiş olduğu dezavantajdan dolayı verinin boşluğunun fazla olduğu noktalarda sağlıklı sonuçlar vermeyecektir.

Şekil 11.46 incelendiğinde eksik verilerin fazla olduğu dönemlerde filtrelemenin sağlıklı sonuçlar vermediği görülmektedir. ISTA noktasının eksik verileri YSA ile tamamlandığında filtrelemenin sonucu Şekil 11.47'de gösterilmiştir. Tamamlanmış



Şekil 11.46: ISTA noktasında Kalman Filtrelemesinin kullanılması



Şekil 11.47: Eksik verileri giderilmiş ISTA noktasında Kalman Filtrelemesinin kullanılması

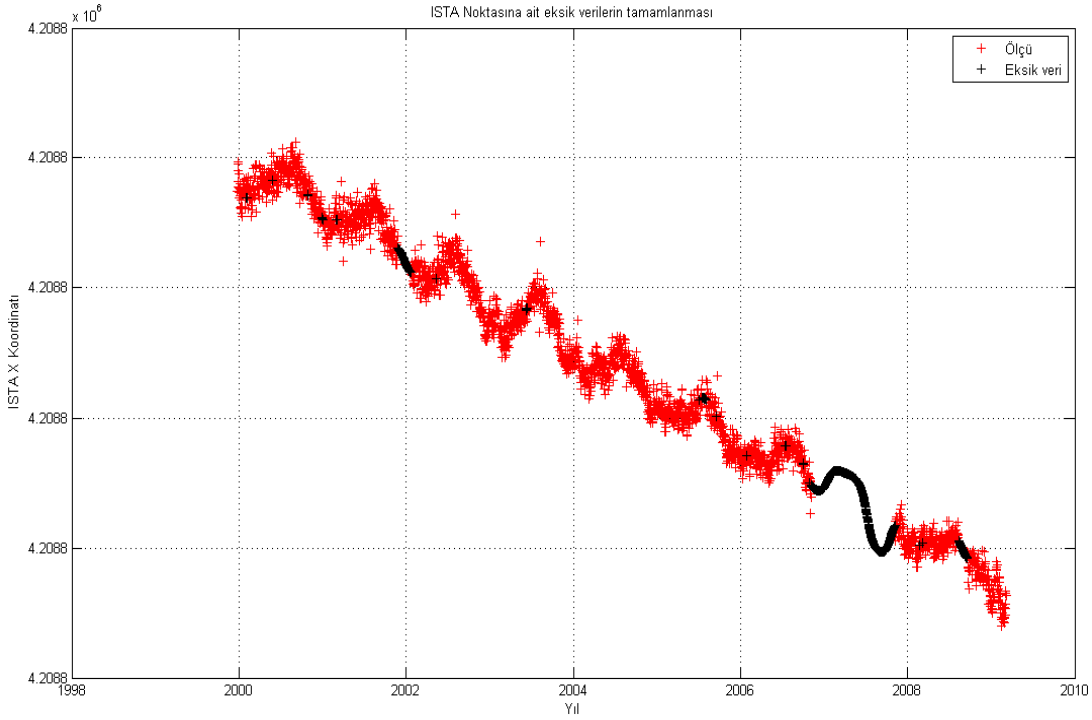
verilere uygulanan filtrenin daha sağlıklı sonuçlar verdiği Şekil 11.47'te açıkça görülmektedir. Çizelge 11.16' da analiz sonuçları verilmiştir.

Çizelge 11.16: Kalman Filtrelenmesi ile Zaman Serileri Analizi

İstasyon	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\bar{X}$	X_{min} (m)	X_{maks} (m)	İstasyon	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\bar{X}$	X_{min} (m)	X_{maks} (m)
ANKR X	0.00575	-0.00025	-0.014	0.012	**PENC X**	0.0046	-6.7E-05	-0.009	0.0113
ANKR Y	0.00535	3.78E-05	-0.011	0.012	**PENC Y**	0.0021	4.16E-06	-0.0049	0.0058
ANKR Z	0.00616	0.000171	-0.015	0.013	**PENC Z**	0.0046	4.63E-05	-0.010	0.0095
BOR1 X	0.0030	-0.00011	-0.007	0.007	**POL2 X**	0.0020	-0.00011	-0.003	0.0078
BOR1 Y	0.0013	-5.3E-05	-0.004	0.003	**POL2 Y**	0.0037	-4.4E-05	-0.014	0.0090
BOR1 Z	0.0039	-0.00015	-0.009	0.010	**POL2 Z**	0.0032	-0.00013	-0.007	0.008
BRUS X	0.0030	0.00011	-0.007	0.009	**POTS X**	0.0058	-0.0003	-0.0235	0.0695
BRUS Y	0.0013	1.98E-05	-0.014	0.005	**POTS Y**	0.0017	-8E-05	-0.007	0.0137
BRUS Z	0.0033	0.000169	-0.008	0.008	**POTS Z**	0.0081	-0.00041	-0.032	0.0948
GOPE X	0.0054	8.94E-05	-0.009	0.013	**TRAB X**	0.0036	0.000182	-0.010	0.0097
GOPE Y	0.0039	1.84E-05	-0.005	0.006	**TRAB Y**	0.0032	0.000105	-0.0078	0.0084
GOPE Z	0.0046	9.52E-05	-0.012	0.013	**TRAB Z**	0.004	0.00023	-0.0128	0.0116
GRAZ X	0.0075	0.000455	-0.083	0.023	**TRO1 X**	0.003	3.94E-05	-0.0086	0.0056
GRAZ Y	0.0026	0.000114	-0.018	0.009	**TRO1 Y**	0.002	2.28E-06	-0.003	0.0077
GRAZ Z	0.0066	0.000344	-0.058	0.025	**TRO1 Z**	0.004	0.00014	-0.008	0.0136
JOZE X	0.0031	-0.00013	-0.006	0.017	**TUBI X**	0.0035	-0.00034	-0.0084	0.0097
JOZE Y	0.00183	-7.1E-05	-0.003	0.010	**TUBI Y**	0.005	0.000117	-0.025	0.0095
JOZE Z	0.0039	-0.00015	-0.008	0.022	**TUBI Z**	0.0047	-0.00048	-0.009	0.0234
KIT3 X	0.0032	-2.2E-05	-0.007	0.006	**VILL X**	0.0036	2.43E-05	-0.019	0.0107
KIT3 Y	0.0049	-0.00011	-0.009	0.018	**VILL Y**	0.0014	3.59E-05	-0.0031	0.0032
KIT3 Z	0.0031	-6.9E-05	-0.007	0.029	**VILL Z**	0.0037	8.11E-05	-0.017	0.010
KOSG X	0.0113	0.000336	-0.301	0.077	**WTZR X**	0.0030	0.000119	-0.007	0.0061
KOSG Y	0.0149	-0.00028	-0.056	0.337	**WTZR Y**	0.0008	7.63E-06	-0.001	0.0023
KOSG Z	0.0091	-4.7E-05	-0.031	0.139	**WTZR Z**	0.0034	0.000156	-0.009	0.0075
MATE X	0.0082	-1.6E-05	-0.066	0.046	**ZIMM X**	0.0029	7.2E-05	-0.012	0.0084
MATE Y	0.0097	-0.00079	-0.047	0.198	**ZIMM Y**	0.0015	2.87E-05	-0.007	0.0082
MATE Z	0.0105	-0.00075	-0.074	0.136	**ZIMM Z**	0.0037	0.000189	-0.015	0.0172
ONSA X	0.008	-0.0002	-0.058	0.122	**ZWEN X**	0.0052	-0.00042	-0.013	0.0154
ONSA Y	0.0047	-0.00017	-0.023	0.091	**ZWEN Y**	0.004	-7.7E-05	-0.014	0.0147
ONSA Z	0.0211	0.000277	-0.05	0.143	**ZWEN Z**	0.010	-9.3E-05	-0.040	0.02206

11.3 Zaman Serileri Analiz Yöntemlerinin Değerlendirilmesi

Çizelge 11.6 ve 9 – 16 arasında ki çizelgeler değerlendirildiğinde en iyi analiz sonuçlarının dalgacık dönüşümü ile elde edildiği görülmektedir. Küçük zaman aralıklarında yaptığı incelemelerden dolayı doğruluklarının iyi olduğu düşünülmektedir. YSA ağlarından üçüncüsü de hemen hemen dalgacık yöntemi ile aynı sonuçları vermektedir. Çizelge 11.16 incelendiğinde Kalman filtrelemesinin bazı noktalarda dalgacık yönteminden de iyi sonuçlar verdiği ancak bazı noktalarda çok kötü sonuçlar verdiği görülmektedir. Dikkat edilirse en çok hatanın ONSA noktasının Z koordinat bileşeninde olduğu görülmektedir. Kalman filtresinin gürültü bileşenin fazla olduğu sistemlerde sağlıklı sonuçlar vermediği söylenmişti. ONSA noktasının deniz kenarında oluşu sebebiyle gel – git etkilerinden çok etkilenmesinden kaynaklanan gürültü miktarının artışının bu değerde etkili olup olmadığı merak edilmektedir. Ancak yapılan filtreleme sonucu bu değerde çok az bir azalma görülmüştür.



Şekil 11.48: ISTA noktasının eksik verilerinin tamamlanması

11.4 Senelik ve 6 Aylık Etkilerin Belirlenmesi

Zaman serilerinin dönemsel etkilerinin belirlenmesi ve bu değerler ile kampanya tipi GPS ölçmelerinin iyileştirilmesi için yapılan çalışmada kullanılması için senelik ve 6 aylık genlik değerlerinin hesaplanması gerekmektedir. Nikolaidis (2002) bu etkilerin yer aldığı GPS zaman serisi denklemini **(11.8)** eşitliği ile açıklamıştır.

$$l_i + v_i = X_0 + r_i(t_i - t_1) + a.\sin\big(2\pi(t_i - t_1)\big) + b.\cos\big(2\pi(t_i - t_1)\big) + c.\sin\big(4\pi(t_i - t_1)\big) + d.\cos\left(4\pi(t_i - t_1)\right) \quad \textbf{(11.8)}$$

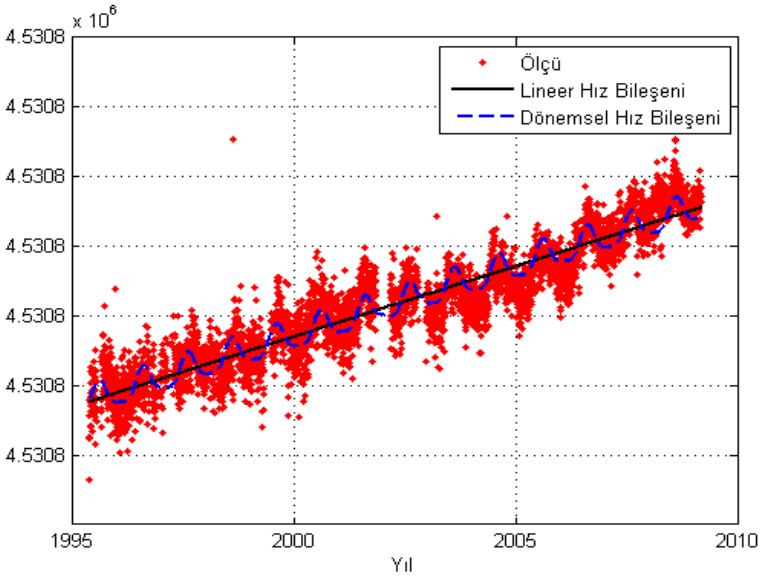
Bu eşitlikte geçen a ve b katsayıları senelik etkinin genliğinin yatay ve düşey bileşenini, c ve d katsayıları da 6 aylık etkinin yatay ve düşey bileşenlerini ifade etmektedir.

Senelik ve 6 aylık etkinin genliği **(11.9)** eşitliği ve faz açıları **(11.10)** eşitliği ile bulunur.

$$Genlik_{(senelik)})\sqrt{a^2 + b^2} \qquad Genlik_{(6\ aylık)})\sqrt{c^2 + d^2} \quad \textbf{(11.9)}$$

$$Faz_{(senelik)} = \arctan\left(\frac{a}{b}\right) \qquad Faz_{(6\ aylık)} = \arctan\left(\frac{c}{d}\right) \quad \textbf{(11.10)}$$

Burada bilinmeyen a, b, c ve d katsayıları en küçük kareler yöntemi ile bulunmuştur. Bulunan sonuçlar Çizelge 11.17'da gösterilmiştir. Şekil 11.49' de bu etkiler doğrusal hızlar ile gösterilmiştir.



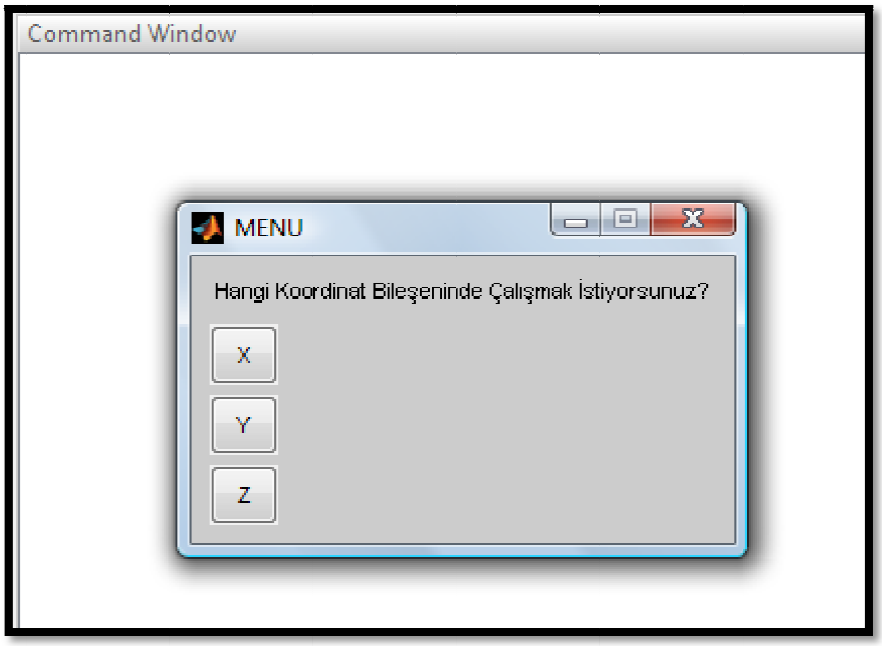
Şekil 11.49: POL2 noktasının dönemsel bileşeni

Çizelge 11.17: Senelik ve 6 Aylık Etkilerin belirlenmesi

	a	b	c	d	Senelik Genlik	6 aylık Genlik
BOR1 X	-0.00330	-0.00188	0.00010	-0.00025	0.00380	0.00027
BOR1 Y	-0.00099	-0.00085	0.00016	-0.00010	0.00131	0.00019
BRUS X	-0.00293	-0.00162	0.00003	-0.00023	0.00334	0.00023
BRUS Y	0.00026	0.00005	0.00020	-0.00024	0.00027	0.00031
GOPE X	-0.00305	-0.00146	0.00006	-0.00010	0.00338	0.00012
GOPE Y	-0.00075	-0.00023	0.00008	-0.00002	0.00078	0.00008
GRAZ X	-0.00453	-0.00232	0.00027	0.00021	0.00509	0.00035
GRAZ Y	-0.00159	-0.00050	0.00022	-0.00016	0.00167	0.00027
JOZE X	-0.00187	-0.00242	0.00070	0.00025	0.00306	0.00075
JOZE Y	0.00014	-0.00057	0.00000	0.00017	0.00059	0.00017
KIT3 X	-0.00308	0.00043	0.00097	0.00023	0.00311	0.00100
KIT3 Y	-0.00367	-0.00200	0.00071	0.00064	0.00418	0.00096
KOSG X	-0.00370	-0.00180	-0.00006	-0.00016	0.00412	0.00017
KOSG Y	0.00004	0.00038	0.00024	0.00000	0.00038	0.00024
MATE X	-0.00448	-0.00218	0.00026	0.00078	0.00498	0.00082
ONSA X	-0.00246	-0.00137	0.00057	-0.00002	0.00281	0.00057
ONSA Y	-0.00042	0.00018	0.00022	0.00005	0.00046	0.00022
PENC X	-0.00392	-0.00321	0.00031	0.00037	0.00507	0.00048
PENC Y	-0.00133	-0.00104	0.00026	0.00014	0.00169	0.00029
POL2 X	-0.00243	0.00010	0.00028	0.00031	0.00243	0.00041
POTS X	-0.00348	-0.00231	0.00020	-0.00006	0.00418	0.00021
POTS Y	-0.00090	-0.00028	0.00002	0.00006	0.00094	0.00006
TRO1 X	-0.00186	-0.00096	0.00003	0.00054	0.00210	0.00054
TRO1 Y	0.00038	-0.00017	-0.00020	0.00027	0.00042	0.00034
VILL X	-0.00237	-0.00022	-0.00016	0.00025	0.00238	0.00029
VILL Y	-0.00005	0.00050	0.00009	-0.00045	0.00050	0.00046
WTZR X	-0.00330	-0.00244	-0.00003	-0.00035	0.00410	0.00035
WTZR Y	-0.00027	-0.00032	-0.00001	0.00002	0.00041	0.00002
ZIMM X	-0.00287	-0.00220	-0.00011	-0.00010	0.00362	0.00015
ZIMM Y	-0.00058	0.00015	0.00009	-0.00011	0.00060	0.00014
ZWEN X	-0.00445	-0.00353	0.00089	-0.00003	0.00568	0.00089
ZWEN Y	-0.00338	-0.00230	0.00011	0.00011	0.00408	0.00016

11.5 Kampanya Tipi GPS Ölçmelerin Doğrusal Hızlarının İyileştirilmesi

Levha hareketlerinin belirlenebilmesi için ya da özel deformasyon analizlerinde, ekonomi sağlamak ve zamandan tasarruf edilebilmesi için ölçme kampanyaları 6 aylık ve 1 yıllık gibi seçilen aralıklarda düzenlenmiştir. Ancak buralardan elde edilen hız bileşenlerinin doğrulukları daha az ve güvenilirlikleri de düşüktür. Sabit istasyon kavramının ortaya çıkması ve bu istasyonların sayıca artması ile elde edilen zaman serilerinden bulunan hız büyüklüğü doğruluk ve güvenilirliği olumlu yönde etkilemiştir. Bu serilerinin bir başka olumlu tarafı da bu kampanya tipi ölçmelerin hızlarında düzeltmelerin yapılabilmesine imkân sağlamaktır. Düzenli sıklıkta, başka bir deyişle iyi dağılmış ve sağlıklı sonuçların bulunduğu GPS istasyonlarından oluşan bir ağda yapılan kısa süreli ölçmelerde hız bileşenlerinin doğruluklarının artırılabileceğinin ispatlanması için MATLAB ortamında bir makro yazılmıştır. Bu makro komut penceresine "etkibil" komutunun yazılması ile çalışmaktadır (Şekil 11.50). Makro çok basit bir algoritmaya dayanmaktadır. Çıkan menüde çalışılmak istenen koordinat bileşeni seçildikten sonra makro kullanıcıdan giriş değerleri girmesini istemektedir (Şekil 11.51). Makro kullanıcıdan kampanyanın başlangıç zamanını, bitiş zamanını, hız bileşeni aranan noktanın ölçülen başlangıç ve bitiş zamanı için X, Y ve Z koordinat bileşenlerini istemektedir ve sonuçları ekranda göstermektedir (Şekil 11.51).



Şekil 11.50: "etkibil" makrosunun çalıştırılması

```
Command Window
X bileşeni ile çalışılacak
Kampanya başlangıç epoğunu giriniz:
2005.00140
Kampanta bitiş epoğunu giriniz:
2005.08360
Bileşen aranan noktanın Ölçülen Başlangıç X koordinatını giriniz:
4211317.35270
Bileşen aranan noktanın Ölçülen Başlangıç Y koordinatını giriniz:
2377865.90540
Bileşen aranan noktanın Ölçülen Başlangıç Z koordinatını giriniz:
4144663.27690
Bileşen aranan noktanın Ölçülen Bitiş X koordinatını giriniz:
4211317.34920
Bileşen aranan noktanın Ölçülen Bitiş Y koordinatını giriniz:
2377865.90230
Bileşen aranan noktanın Ölçülen Bitiş Z koordinatını giriniz:
4144663.27590
********************** Hesaplama Sonu ************************
**Başlangıç Epoğu için Senelik Etki:-2.572574e-003
**Başlangıç Epoğu için 6 Aylık Etki:6.056728e-004
**Bitiş Epoğu için Senelik Etki:-4.356210e-003
**Başlangıç Epoğu için 6 Aylık Etki:8.474210e-004
**Kampanya Ölçmelerinden Elde Edilen Doğrusal Hız:-4.257907e-002  m/yıl
**Senelik ve 6 Aylık Etkilerin Kullanılması İle Elde Edilen Doğrusal Hız:-2.382132e-002  m/yıl
**Enterpolasyon ile Elde Edilen Doğrusal Hız:-2.178456e-002  m/yıl
**Enterpolasyon 2 ile Elde Edilen Doğrusal Hız:-2.325257e-002  m/yıl
>>
```

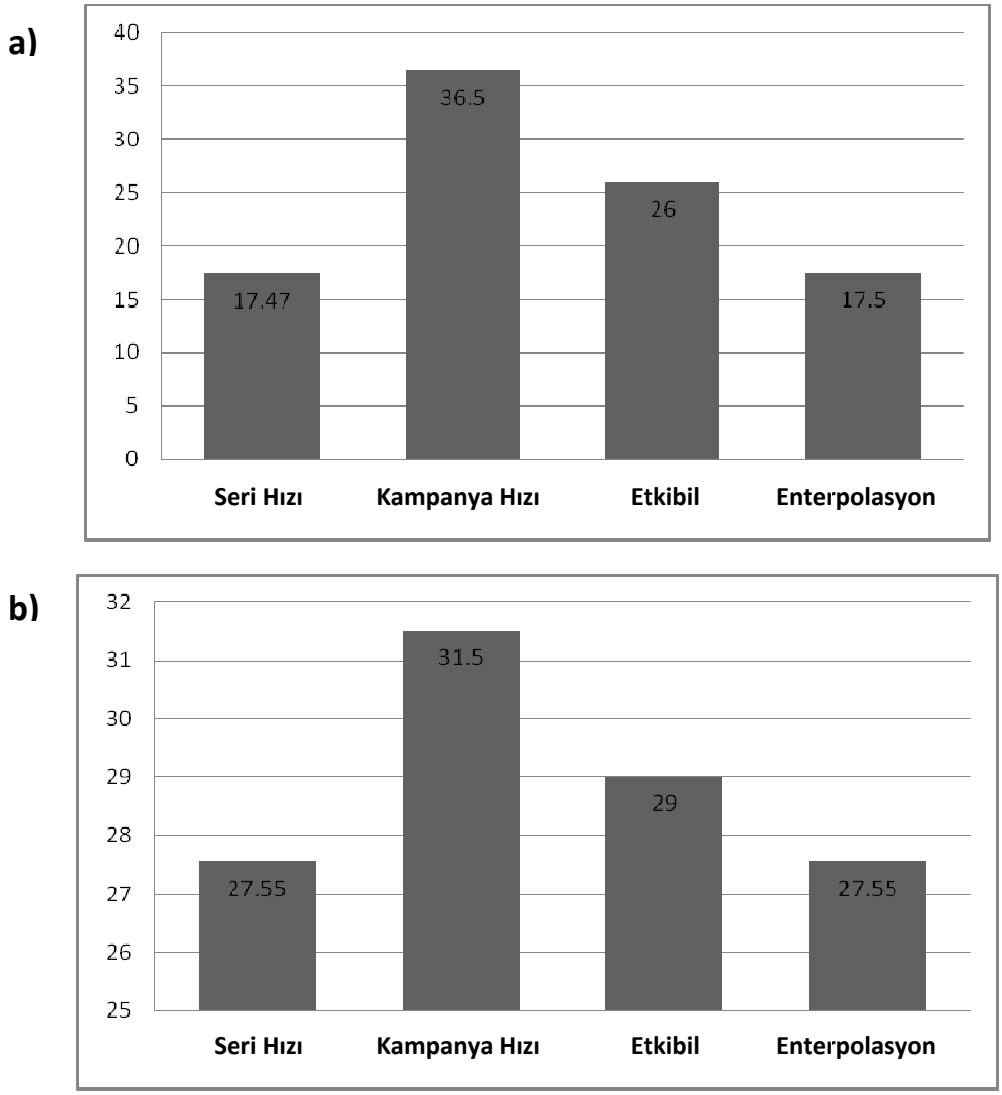
Şekil 11.51: "etkibil"'in istediği giriş verileri

Programdan elde edilen sonuçlar Çizelge 11.18 de gösterilmiştir.

Çizelge 11.18: "Etkibil" ile hesaplanan hız bileşenlerinin karşılaştırılması

İstasyon Adı	Kampanya Süresi	Doğru Hız (mm/yıl)	Kampanya Ölçmelerinden Hesaplanan Hız (mm/yıl)	Etkibil ile Hesaplanan Hız (mm/yıl)	Enterpolasyon ile Hesaplanan Hız (mm/yıl)
WTZR	7	-16.1	-189.0	-17.10	-16.07
TUBI	7	-18.0	-151.0	-13.40	21.80
BOR1	7	-17.47	-36.5	-26.00	-17.50
POL2	7	-27.55	-195.0	-21.00	-27.55
GOPE	7	-14.69	-610.0	-13.5	-14.69
TUBI	14	-17.95	-226.0	-20.65	-21.80
POL2	30	-27.55	-31.5	-29.0	-27.55
TUBI	30	-17.95	-42.5	-23.8	-21.80
WTZR	30	-16.1	-138.0	-162.7	-16.07
WTZR	185	-16.1	-398.0	-240.0	-16.10
WTZR	365	-16.1	-11.6	-11.7	-16.10
ONSA	565	-14.88	-11.7	-13.5	-14.88

Çizelge 11.18' e ve de Şekil 11.52' ye bakıldığında bazı istasyon ve günlerde yazılan makronun iyi sayılabilecek sonuçlar verdiği, bazı günlerde ise çok kötü sonuçlar verdiği görülmektedir.



Şekil 11.52: Kampanya tipi ölçmelerin hız vektörleri (a) BOR1 7 günlük, b)POL2 30 günlük)

Bu sonuçlar göz önüne alındığında sonuçların iyileştirilmesi gerekliliği anlaşıldı ve bu sebepten analiz yönteminin değiştirilmesi düşünüldü. Etkibil en küçük kareler (EKK) dengelemesi ile dönemsel etkileri modellemekteydi. EKK yerine Kalman Filtresi ve YSA' lar kullanılarak iki farklı algoritma ile analizler yapıldı. Bu analizler yardımı ile 3 farklı sistem denendi. İlk olarak Avrupa ve Asya kıtalarının hız karakteristiklerini en iyi yansıttığı düşünülen 17 nokta ile çalışıldığı bahsedilmişti. Bunlara ek olarak Türkiye etrafına yayılmış 13 farklı IGS noktasının da kullanılması düşünüldü. Böylece 30 dayanak noktası ile değerlendirme yapıldı. Daha sonra sadece bu 13 IGS noktası ile değerlendirmeler yapılarak bu noktaların, Türkiye' deki ve

diğer IGS noktaları üzerlerindeki etkileri değerlendirildi. Kullanılan IGS noktaları Çizelge 11.19' da ve kullanılan yöntemlerin özeti Çizelge 11.20' de verilmiştir.

Çizelge 11.19: Türkiye ve çevresindeki IGS noktaları

Numara	İstasyon	Boylam (°)	Enlem (°)	İlk Epok	v_N	v_E	v_U
18	ANKR	32.758470	39.887370	1995.4836	0.0105	0.0003	0.0007
19	BUCU	26.125739	44.463944	1999.1110	0.0108	0.0237	0.0015
20	CRAO	33.990982	44.413259	2000.3238	0.0150	0.0236	-0.0035
21	DRAG	35.392061	31.593194	1999.8260	0.0190	0.0232	0.0025
22	GLSV	30.496763	50.364187	1998.1603	0.0119	0.0222	-0.0001
23	ISTA	29.019339	41.104447	1999.9849	0.0093	0.0248	0.0007
24	MOBN	36.569523	55.114878	2001.2342	0.0105	0.0238	0.0065
25	NICO	33.396445	35.140985	1997.3685	0.0140	0.0187	0.0008
26	POLV	34.542931	49.602614	2001.4671	0.0125	0.0234	0.0004
27	RAMO	34.763140	30.597606	1998.4452	0.0180	0.0234	0.0009
28	SOFI	23.394731	42.556094	1997.4397	0.0105	0.0238	0.0015
29	TRAB	39.775561	40.994708	1999.9849	0.0127	0.0248	0.0015
30	ZECK	41.565064	43.788392	1997.5274	0.0104	0.0259	0.0020

Çizelge 11.20: Kullanılan Analiz Yöntemleri

	Kullandığı Analiz Yöntemi	Deneme 1	Deneme 2	Deneme 3
Etkibil1	EKK	16 IGS noktası	30 IGS noktası	13 IGS noktası
Etkibil2	Kalman Filtrelemesi	16 IGS noktası	30 IGS noktası	13 IGS noktası
Etkibil3	YSA	16 IGS noktası	30 IGS noktası	13 IGS noktası

İlk deneme de mevcut 17 IGS noktasından veri azlığı nedeniyle ZWEN noktası kullanılmamıştır. Çizelge 11.21' de farklı dayanak noktaları kullanılarak elde edilen sonuçlar gösterilmiştir. Çizelge dikkatle incelenirse artan dayanak noktası ile yani sıklaştırılmış bir ağda daha iyi sonuçlar alınmaktadır. Ancak bu sıklaştırmanın doğru yapılması gerekliliği, mevcut alandan belli uzaklıktaki verilerin işlenmesinin gereksiz olduğu bu Çizelge ile görülmektedir. Türkiye' de yapılacak bir kampanya için sağlıklı veri sağlayan IGS istasyonları benzeri noktalarının kurulması (CORS istasyonları) zaman ekonomisi sağlayacaktır. Görüldüğü üzere yeteri kadar sık IGS noktasının bulunmadığı alanlarda eldeki mevcut verilerin dönemsel etkilerin göz

önüne alınması ile iyileştirilebileceği Çizelge 11.21'den anlaşılmaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken dönemsel etkilerin kullanılmasında kullanılacak olan deneysel katsayıların bulunmasıdır. Bunun için "Etkibil" otomatikleştirilerek haftalık gözlem analizleri yapılarak, Bulanık Mantık yöntemi ile bu katsayıların başlangıç ve bitiş epokları girdi verisi olarak kullanılarak bu katsayı modellenmeye çalışıldı. Çizelge 11.22 incelenirse mevcut kampanya verileri ile elde edilen hızların çok kötü olduğu

Çizelge 11.21: TUBI istasyonuna EKK ile yapılan analiz sonuçları

Analiz Yöntemi	Dayanak Noktası Sayısı	Başlangıç Epoğu	Bitiş Epoğu	Gün Sayısı	Doğru Hız (mm/yıl)	* E Hızı (mm/yıl)	** E + D Hızı (mm/yıl)
EKK	16	2002.5	2002.516	7	- 17.95	-21.32	-17.46
EKK	29	1999.98	1999.996	7	- 17.95	-16.44	-17.82
EKK	13	2005.98	2005.996	7	- 17.95	-16.44	-17.81
EKK	16	2002.495	2002.5110	30	- 17.95	-21.3	-17.6
EKK	29	2003.977	2003.993	30	- 17.95	-16.44	-17.68
EKK	13	2005.349	2005.366	92	- 17.95	-16.44	-17.69
EKK	29	2005.349	2005.366	92	- 17.95	-16.44	-17.7
*E= Enterpolasyon ile bulunan hız, **E + D= Enterpolasyon ve Dönemsel Etkiler ile bulunan hız							

Çizelge 11.22: ZIMM istasyonunun Etkibil1 ile analizinden elde edilen sonuçlar

Başlangıç Epoğu	Bitiş Epoğu	Kampanya Hızı (mm/yıl)	Etkibil (mm/yıl)	Etkibil1 (mm/yıl)	Doğru Hız (mm/yıl)
2004.395	2004.411	591.463	570.475	- 13.67	-13.84
2004.892	2004.909	-103.66	-79.28	-13.93	-13.84
2005.393	2005.410	268.293	247.276	-13.7	-13.84
2005.895	2005.911	224.242	248.637	-14.0	-13.84
2006.393	2006.410	121.951	100.935	-13.7	-13.84
2006.892	2006.908	-420.73	-396.36	-13.93	-13.84
2007.390	2007.407	170.732	149.671	-13.76	-13.84
2007.889	2007.906	-593.94	-569.59	-13.86	-13.84
2008.387	2008.403	85.366	64.253	-13.83	-13.84
2008.884	2008.900	-12.2	12.081	-13.72	-13.84

görülebilir. "Etkibil1" ile yapılan iyileştirme sonucu elde edilen sonuçlar için standart sapma ±0,1 mm olmuştur. Ancak araştırmalar göstermiştir ki bu iyi sonuçlar sadece hesaplanan genlik zamanlarında geçerli olmaktadır. Yani yukarıda vurgulanan sonuçlar 26 haftada bir yani 6 aylık dönemlerde görülmektedir. Bu da demek oluyor

ki ölçme zamanında belirlenecek katsayılar ile daha doğru sonuçlar elde edilebilecektir.

Yukarıda bahsedilen iyileştirmeler sadece iyi sıklaştırılmış ağların ya da yeterli sayıda uzun süreli zaman serilerinin mevcudiyeti ile sağlanmaktadır. Bu sebeple farklı algoritmalar kullanılarak iyileştirmelerin yapılıp yapılamayacağını görmek için Çizelge 11.20' de bahsedilen analizler yapılmıştır. Yapılan analizlerin sonuçları Çizelge 11.23 ve 11.24' te gösterilmiştir.

Çizelge 11.23: ZIMM noktasının 7 günlük analizinin istatistiksel değerlendirmesi

Analiz Yöntemi	**Hesaplama Yöntemi**	**Dayanak Noktası**	**Standart Sapma (s) (m)**	**Ortalama $\bar{X}$ (m)**	**X_{min} (m)**	**X_{maks} (m)**
EKK*	D	16	0.3035	-0.0013	-1.058	1.1225
EKK	E	16	2.39E-10	-8.6E-08	-8.6E-08	-8.6E-08
EKK	E + D	16	0.0026	-5.9E-05	-0.004	0.0037
EKK	D	29	0.3036	-0.0013	-1.058	1.1226
EKK	E	29	2.2E-10	-9E-08	-9E-08	-8.9E-08
EKK	E + D	29	0.0026	-5.9E-05	-0.004	0.0037
EKK	D	13	0.3047	-0.0005	-1.055	1.1655
EKK	E	13	7.27E-10	-0.0186	-0.019	-0.019
EKK	E + D	13	0.0067	-0.0188	-0.030	-0.012
KF**	D	16	0.3018	-0.0015	-1.065	1.1237
KF	E	16	2.39E-10	-8.6E-08	-8.6E-08	-8.6E-08
KF	D	29	0.2863	0.0083	-0.927	0.8233
KF	E	29	1.28E-10	-9E-08	-9E-08	-8.9E-08
KF	D	13	0.2909	0.0073	-0.9634	0.8109
KF	E	13	3.52E-10	-0.0186	-0.019	-0.019
YSA***	D	16	0.3025	-0.0015	-1.0659	1.1385
YSA	E	16	2.39E-10	-8.6E-08	-8.6E-08	-8.6E-08
YSA	D	29	0.2867	0.0056	-0.9445	0.8195
YSA	E	29	1.09E-10	-9E-08	-9E-08	-8.9E-08
YSA	D	13	0.2917	0.0055	-0.9482	0.8214
YSA	E	13	3.52E-10	-0.0186	-0.0186	-0.019
* En Küçük Kareler Kestirimi ** Kalman Filtrelemesi *** Yapay Sinir Ağları						

Çizelge 11.24: ZIMM noktasının 30 günlük analizinin istatistiksel değerlendirmesi

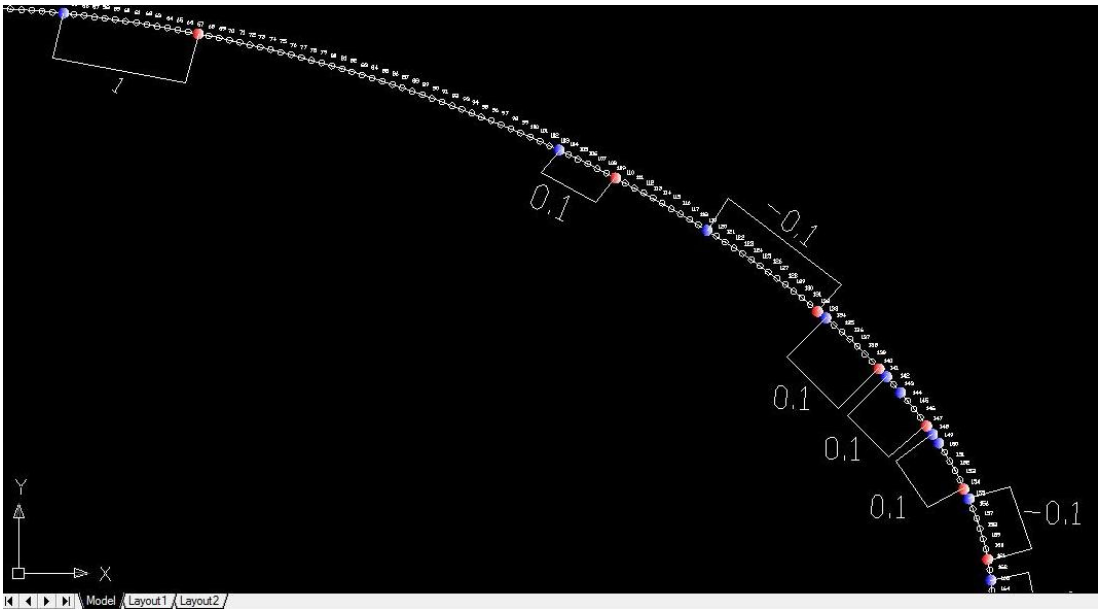
Analiz Yöntemi	Hesaplama Yöntemi	Dayanak Noktası Sayısı	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\bar{X}$ (m)	X_{min} (m)	X_{maks} (m)
EKK	D	16	0.2949	-0.0078	-0.698	0.8537
EKK	E	16	2.39E-10	-8.6E-08	-8.6E-08	-8.6E-08
EKK	E + D	16	0.0026	-4.1E-05	-0.004	0.0036
EKK	D	29	0.2949	-0.0078	-0.698	0.8537
EKK	E	29	2.2E-10	-9E-08	-9E-08	-8.9E-08
EKK	E + D	29	0.0026	-4.1E-05	-0.003	0.0036
EKK	D	13	0.2997	-0.0072	-0.7486	0.8105
EKK	E	13	7.26E-10	-0.0186	-0.019	-0.018
EKK	E + D	13	0.0067	-0.0187	-0.030	-0.012
KF	D	16	0.2913	-0.0064	-0.681	0.8337
KF	E	16	2.39E-10	-8.6E-08	-8.6E-08	-8.6E-08
KF	D	29	0.2791	-0.0357	-0.676	0.6752
KF	E	29	1.08E-10	-9E-08	-9E-08	-8.9E-08
KF	D	13	0.2827	-0.0282	-0.656	0.7428
KF	E	13	3.52E-10	-0.0186	-0.019	-0.019
YSA	D	16	0.2965	-0.0083	-0.706	0.8431
YSA	E	16	2.39E-10	-8.6E-08	-8.6E-08	-8.6E-08
YSA	D	29	0.2826	-0.0337	-0.681	0.6898
YSA	E	29	1.08E-10	-9E-08	-9E-08	-8.9E-08
YSA	D	13	0.2849	-0.0345	-0.718	0.7277
YSA	E	13	3.52E-10	-0.0186	-0.019	-0.019

Sonuçlar dikkate alındığında en iyi sonuçların yine EKK yöntemi ile bulunan dönemsel etkilerin enterpolasyon sonuçlarına eklenmesi ile elde edildiği açıktır. 13 IGS noktası ile yapılan analiz sonuçlarında bile bu hatanın ± 7 mm olduğu görülmektedir. Burada akıllara enterpolasyon ile bulunan sonuçlardaki mükemmeliyetin nedeni gelebilir. ZIMM IGS noktası analizde kullanılan IGS noktalarından biri olduğundan bu sonuçların bu nokta için alınması olağan karşılanabilir. Bu sebeple hiçbir analizde kullanılmayan TUBI noktasına ait hız bileşenleri tespit edildi (Çizelge 11.25). Çizelge 11.25 incelendiğinde ZIMM noktası için elde edilen sonuçlara benzer sonuçların elde edildiği görülebilir. Yine bu çizelgeler de Kalman Filtrelemesi ve YSA ile yapılan analizlerin sağlıklı sonuçlar vermediği görülmektedir.

Bu sonuçlar Kalman Filtrelemesi ve YSA kullanılırken kullanılabilecek dönemsel katsayıların modellenmesi fikrini doğurmuştur. Çünkü elde edilen sonuçlar dikkatlice incelendiğinde dönemsel tekrarlı ve zamana bağlı değişen etkilerden söz etmek mümkün görünmektedir. Çizelge 11.26 ve Şekil 11.53' te bu sonuçlar gösterilmiştir.

Çizelge 11.25: TUBI noktasının 7 günlük analizinin istatistiksel değerlendirmesi

Seri Analiz Yöntemi	Hız Hesaplama Yöntemi	Dayanak Noktası Sayısı	Standart Sapma (s) (m)	Ortalama $\bar{X}$ (m)	X_{min} (m)	X_{maks} (m)
EKK	D	16	0.3186	-0.0076	-1.0495	1.2718
EKK	E	16	3.73E-11	-0.00337	-0.00337	-0.00337
EKK	E + D	16	0.0033	-0.0034	-0.0088	0.0015
EKK	D	29	0.3278	0.0167	-0.9786	1.1969
EKK	E	29	5.5E-09	0.001504	0.001504	0.001504
EKK	E + D	29	0.0051	0.0017	-0.0076	0.0080
EKK	D	13	0.3278	0.0167	-0.9786	1.1969
EKK	E	13	5.58E-09	0.001511	0.001511	0.001511
EKK	E + D	13	0.0051	0.0017	-0.0076	0.0080
KF	D	16	0.3179	-0.0081	-1.0570	1.2844
KF	E	16	3.73E-11	-0.00337	-0.00337	-0.00337
KF	D	29	0.3172	-0.0069	-1.0329	1.2977
KF	E	29	4.91E-10	0.001504	0.001504	0.001504
KF	D	13	0.3172	-0.0069	-1.0328	1.2977
KF	E	13	5.2E-10	0.001511	0.001511	0.001511
YSA	D	16	0.319724	-0.00936	-1.08669	1.241341
YSA	E	16	3.73E-11	-0.00337	-0.00337	-0.00337
YSA	D	29	0.3191	-0.0085	-1.0735	1.2714
YSA	E	29	4.91E-10	0.001504	0.001504	0.001504
YSA	D	13	0.3191	-0.0085	-1.0735	1.2716
YSA	E	13	5.2E-10	0.001510	0.00151	0.00151



Şekil 11.53: Hızların iyileştirilmesinde kullanılabilecek katsayıların gösterimi

Çizelge 11.26: Hızların iyileştirilmesinde kullanılabilecek katsayıların belirlenmesi

Algoritma	İstasyon	Başlangıç Epoğu	Bitiş Epoğu	Gün Sayısı	Doğru Hız (mm/yıl)	Hesaplanan Hız (mm/yıl)	Süre (sn)	Katsayı
etkibil1	ONSA	2001.0808	2001.1000	7	-14.88	-36.48	34.38	-
etkibil2	ONSA	2001.0808	2001.1000	7	-14.88	-17.58	37.35	-1
etkibil3	ONSA	2001.0808	2001.1000	7	-14.88	-41.07	38.89	-
etkibil1	BRUS	2002.9548	2002.9904	14	-12.78	-20.28	30.77	-
etkibil2	BRUS	2002.9548	2002.9904	14	-12.78	-12.27	29.47	-0.1
etkibil3	BRUS	2002.9548	2002.9904	14	-12.78	44.79	25.64	-
etkibil1	PENC	2000.8921	2000.9276	14	-18.11	-16.66	31.18	-
etkibil2	PENC	2000.8921	2000.9276	14	-18.11	-16.89	30.66	-0.1
etkibil3	PENC	2000.8921	2000.9276	14	-18.11	-18.28	32.76	-0.1
etkibil1	MATE	2005.0836	2005.1000	7	-18.59	-14.70	27.99	0.1
etkibil2	MATE	2005.0836	2005.1000	7	-18.59	-15.55	30.91	0.1
etkibil3	MATE	2005.0836	2005.1000	7	-18.59	-17.71	32.72	0.1
etkibil1	MATE	2005.6041	2006.1082	185	-18.59	5.95	28.82	-
etkibil2	MATE	2005.6041	2006.1082	185	-18.59	-18.50	31.03	10
etkibil3	MATE	2005.6041	2006.1082	185	-18.59	-4.62	30.32	-

Çizelge 11.26 ve Şekil 11.53'te gösterilen ve gösterilemeyen diğer hesaplarda iki farklı katsayının iyileştirmede kullanılabileceği ve bunlardan birinin -10, -1, -0.1, 0.1, 1, 10 olarak değişen bir katsayı olduğu ve zamana bağlı modellenebileceği düşünülmektedir. Çizelge 11.26' da ki sonuçlar incelendiğinde bu katsayıların kullanılmasında Kalman Filtrelemesi ile yapılan analizlerin daha olumlu sonuçlar verdiği görülmektedir.

12. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, sürekli GPS istasyonlarına ait zaman serilerinin analizinde kullanılabilecek en uygun algoritma ya da algoritmaların belirlenmesi, bu algoritmalar ile yapılan analizler sonucu serilerin en iyi şekilde yorumlanması ile noktalara ait dönemsel etkilerin modellenmesi, böylece kampanya tipi kısa süreli ölçmelerden elde edilen doğrusal hız vektörlerinin iyileştirilmesi için uygun bir yazılımın oluşturulması planlanmıştır.

Yüzeylerin modellenmesi ölçmenin ana mantığını oluşturmaktadır. En iyi modelleme, en yüksek doğruluk ve sık ölçmeler ile elde edilir. Ancak ekonomik bir çalışma gerçekleştirilebilmesi ve de arazi / yüzey koşullarının yaratmış olduğu zorluklardan dolayı istenen her noktada, istenilen sıklıkta ölçme yapabilmek imkânsızdır. Bu sebeplerdir ki IGS noktaları belli bir sistem dahilinde kurulamamış, iyi bir dağılım sergilenememiştir. Ancak yüzeyin tamamının modellenebilmesinde ya da bir başka deyişle mühendislik projelerinde aranan noktalarda değerlerin elde edilebilmesi için bilim insanları enterpolasyon ve ekstrapolasyon yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemler ile az veri ile bilinmeyen değerler hakkında yorum yapılabilmektedir. IGS noktalarının düzensiz dağılışı nedeniyle buralardan elde edilen etkilerin modellenmesi için uygun bir yöntem ihtiyacından ilk olarak iki farklı veri grubu incelenmiştir. Bu araştırmalarda en uygun yöntemin radyal bazlı yöntemlerden "Multikuadrik yöntem" olduğu görülmüştür. Ancak bu yöntemin veri boyutu büyüdükçe özellikle MATLAB ortamında zamansal sorunlar ortaya çıkardığı görülmüştür. Küçük çaplı çalışmalarda yani bölgesel çalışmalarda bu yöntemin başarı ile kullanılabileceği düşünülmektedir. Küresel ölçekte yapılacak çalışmalarda Kriging ve Ağırlıklı Ortalama yöntemlerinin, Multikuadrik yöntem yerine kullanılabileceği de gösterilmiştir. Bulanık mantık yönteminin enterpolasyon çalışmalarında pek yararlı olmadığı, standart sapmasının yüksek çıkmasından ve sınır bölgelerde verdiği yüksek hatalardan anlaşılmıştır.

GPS zaman serilerinde kaba ve uyuşumsuz ölçüler mevcuttur. Bu ölçüler serilerin sonuçlarını etkilemektedir. Bu amaçla bu ölçülerin serilerden temizlenmesi

gerekmektedir. Bu etkilerin giderilebilmesi için farklı tipte algoritmalar, testler geliştirilmiştir. Bunlardan hangisinin daha iyi sonuç vereceği her zaman araştırmanlar tarafından denenmektedir. Kullanılacak olan testin diğer yöntemlere göre iyi sonuç vermesinin yanında açık kodlu sayılabilecek MATLAB ortamında kolay yazılabilecek bir algoritmaya sahip olması istenmiştir. Bu sayede ileri ki aşamalarda kullanılacak verilerin altyapısının kolay ve hızlı bir şekilde hazırlanabilmesi planlanmıştır. Bu amaçladır ki, Mahalanobis Uzaklık yöntemi çalışmada kaba ve uyuşumsuz verilerin temizlenmesinde kullanılmıştır. Yazılan algoritmanın ve yöntemin denenmesi için bir istatistik yazılımı olan JMP 6 kullanılmıştır. Burada kullanılan farklı testler ile yazılan algoritma karşılaştırılmış ve doğru sonuçlar alındığı görülmüştür. Mahalanobis uzaklık yöntemi de zaten kolay, hızlı çalışan algoritması ve veriye yeni dahil edilen ya da mevcut veri gruplarının karşılaştırılmalarında sağladığı katkılardan dolayı tercih edilen bir yöntemdir.

GPS zaman serilerinden doğrusal hızların elde edilebilmesi için iki yöntem kullanılmıştır. Bunlar doğrusal regresyon ve robust tahmin yöntemleridir. Bu yöntemlerden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında elde edilen sonuçların birbirlerine çok yakın oldukları görülmüş ve bu tür çalışmalarda kolay algoritması nedeniyle doğrusal regresyonun kullanılmasının faydalı olacağı düşünülmüştür.

Uzun süreli gözlem yapan GPS istasyonları, istasyonlardaki ve alıcılardaki arızalardan ya da serideki uyuşumsuz ve kaba hatalı ölçülerin ayıklanmasından kaynaklanan sorunlardan dolayı kesintisiz veri sağlayamamaktadır. Bu eksik verilerin tamamlanması için Lomb – Scargle algoritması düzenlenmiş, Kalman Filtrelemesi, YSA, Bulanık Mantık, Dalgacık yöntemleri karşılaştırılmış ve en iyi sonuçların Dalgacık yöntemi ile elde edildiği görülmüştür. Kalman Filtrelemesinin istasyonun verilerindeki gürültülere bağlı olarak her noktada farklı sonuçlar verdiği görülmüştür. Gürültü bileşeninin az olduğu noktalarda Kalman Filtrelemesinin Dalgacık yönteminden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bulanık Mantık ve YSA yöntemlerinde veri kümesinin niteliğinin önemli olduğu, her uygulamada farklı tipte algoritmaların, aktivasyon fonksiyonlarının, üyelik fonksiyonlarının vb. kullanılması gerekliliği anlaşılmıştır. YSA' larda kullanılan nöron sayısı ile doğruluk arasında ilişki olduğu, az ya da çok sayıda nöronun serinin doğruluğunu düşürdüğünü, bunun için en uygun sayıda nöronun seçilmesi gerektiği anlaşılmıştır. YSA ile yapılan uygulamalarda Dalgacık yönteminden elde edilen doğruluğa yakın

doğruluk elde edildiği görülmüştür. MATLAB programı ile geliştirilen ara yüzü ve sağladığı doğruluk düşünüldüğünde bu uygulamalar arasında eksik verilerin tamamlanmasında kullanılabilecek en uygun yöntem olduğu söylenebilir. Bulanık Mantık ile elde edilen sonuçlarda istenen doğruluğa ulaşılamamıştır. Diğer yöntemlerin doğrulukları ile karşılaştırıldığında verdiği doğrulukların çok kötü olduğu söylenebilir.

Zaman serilerinin frekans analizlerinin yapılabilmesi, istasyona etkiyen farklı frekanstaki etkilerinin bilinmesine olanak sağlar. Farklı frekanstaki etkiler istasyondan elde edilecek dönemsel etkileri de etkiler. Bu sebepten bu etkilerin analizden önce ortadan kaldırılması yararlı olacaktır. Gel – git etkileri düşük frekanslıdır ve yüksek frekanslı değerler bu ölçüler etrafında kümelenir. Bu etkiyi ortadan kaldırmak için alçak frekans geçişine izin vermeyen bir süzgeç (filtre) ya da bu etkileri görmek için yüksek frekansların geçmesini engelleyen bir süzgeç kullanılabilir. Tezde bu amaçla, gel – git etkilerinin seriden çıkarılması için Fourier dönüşümü ve "Butterworth" filtresi kullanılmıştır. Yapılan incelemelerde deniz kenarından uzaktaki noktalarda bu etkinin az, yakın noktalarda ise fazla olduğu ve bu ayrımın yapılabildiği görülmüştür. ONSA istasyonunda Kalman Filtrelemesinin verdiği kötü sonucun bu noktanın gel – git etkilerinden etkilendiği düşüncesi ile filtre uygulanarak yapılan analizde fazla iyileştirme sağlanamadığı görülmüştür. Bu konudaki araştırmaların derinleştirilmesinin yararlı olduğu düşünülmektedir.

Dönemsel etkilerin belirlenmesinde sık noktaların daha yararlı olduğuna değinilmişti. Kurulacak olan bir erken uyarı sisteminin de sık ve iyi yayılmış bir istasyon ağı ile sağlıklı sonuçlar vereceği açıktır. Anlık uyarı sistemlerinde GPS' lerin kullanılabileceği araştırmanlar tarafından söylenmektedir (Larson, 2009, Blewitt ve diğ., 2009 ve Zollo ve diğ., 2009). Kurulacak bir erken uyarı sistemi;

- İstasyonların kırılma hattına yakın olmalı
- Uzak noktalardaki dayanak noktalarına bağlanmalı
- Veriler anlık iletilmeli
- Veri analizi hemen yapılmalı, prezisyonlu yörüngeler anlık elde edilmeli ve yer değiştirmeler anlık hesaplanmalıdır.

IGS istasyonları ikinci koşulu sağlamaktadır. Dördüncü koşulun sağlanması için de IGS tarafından çalışmalar sürdürülmektedir. Bu koşullar yerine getirildiği takdirde

tek problem serilerin analizi yönteminin belirlenmesi olacaktır. Uygulama kısmında serilerdeki anlık değişimlerin Dalgacık yöntemi ile hesaplanabileceği gösterilmiştir. Dalgacık dönüşümü kullanılarak anlık veri alınan bir sistemde, serideki değişimler ve geçmiş seri karakteristikleri incelenerek bir erken uyarı sisteminin kurulabileceği düşünülmektedir.

Sürekli GPS istasyonlarının zaman serilerinin analizleri ile bir erken uyarı sisteminde ya da bölgesel çalışmalarda kullanılabilecek, kampanya tipi GPS ölçmelerinin hızlarının iyileştirilmesinde kullanılacak bir makronun MATLAB ortamında geliştirilebileceği yapılan analizler sonucu görülmüştür. Kodları yazılan farklı algoritmaları kullanan "Etkibil" makrolarının, uygun analizler sonucu iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Burada uygun kelimesinden kasıt, girdi verilerine göre analizlerin yapılmasıdır. İlgili kısımlarda da açıklandığı gibi iyi bir ağa sahip bölgelerde elde edilen sonuçların iyi doğruluklarla elde edildiği görülmüştür. Böyle olmayan koşullarda ise dönemsel etkilerin kullanılmasında bazı deneysel katsayıların belirlenmesi yararlı olacaktır. "CORS" projesi kapsamında Türkiye kapsamında oluşturulan yaklaşık 150 dayanak noktasından elde edilecek zaman serileri ile bu etkilerin daha sağlıklı ve kolay elde edilebileceği düşünülmektedir. Bu istasyonlardan elde edilen sonuçlar ile hazırlanan makronun kontrol edilmesi gerekmektedir.

KAYNAKLAR

Aktuğ, B. ve Kılıçoğlu, A., 2006. Recent crustal deformation of İzmir, Western Anatolia and surrounding regions as deduced from repeated GPS measurements and strain field. *Journal of Geodynamics* **41**, 471 – 484.

Akyılmaz, O., 2005. Esnek hesaplama yöntemlerinin jeodezide uygulamaları. *Doktora Tezi*. ITU

Alkanalka, E. ve Bayram, B., 2007. Kestirim yöntemlerinin sayısal yükseklik modeli üzerindeki uygulamaları. *11. Türkiye Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı*

Aydın, C., Arslan N. ve Demirel, H., 2004: Kanıtlanamayan Kaba hataların deformasyon analizine etkisi. *TUJK*, Zonguldak.

Baran, T. ve Bacanlı, Ü.G., 2006. Uygun stokastik model seçim ölçütlerinin değerlendirmesi. *IMO teknik dergi*, 3987 - 4002

Baykut, S., Akgül, T. ve Ergintav, S., 2006. GPS verilerinin modellenmesi ve GPS gürültü analizi. *IEEE 14th Signal Processingand Applications Conference*, Antalya, Türkiye.

Blewitt, G. ve diğ., 2009. GPS for real – time earthwuake source determination and tsunami warning systems. *J. Geod*. **83**: 335 – 343. DOI 10.1007/s00 190 – 008 – 0262 – 5.

Boggess, A. ve Narcowich, F.J., 2001. A first course in Wavelets with Fourier Analysis. Prentice hall, upper saddle river, NJ 07458.

Brigham, E.O., 1988. The Fast Fourier Transform and its Applications, Prentice Hall, New Jersey.

Daubechies, I., 1996**.** Where do wavelets come from? - Apersonal point of view. *Proceedings of the IEEE*. **84** (4), 510 – 513

Debnath, L. ve Berlin, B., 2002. Wavelet Transforms and their applications. Boston : Birkhäuser.

Demirel H., 2003. Dengeleme Hesabı. Yıldız Teknik Üniversitesi Basım – Yayın Merkezi, İstanbul.

Donald, B.P. ve Walden, A.T., 2000. Wavelet Methods for Time Series Analysis. Cambridge University Press, ISBN 052164068.

Efe, M.Ö. ve Kaynak, O., 2000. Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul

Fırat, M. ve Güngör, M., 2004. Askı madde konsantrasyonu ve miktarının yapay Sinir ağları ile belirlenmesi. *IMO teknik dergi*, 3267 – 3282

Göktaş, Ö., 2005. Teorik ve Uygulamalı Zaman Serileri Analizi. Beşir Kitabevi, İstanbul.

Güler,A., 1978. Sayısal arazi modellerinde enterpolasyon Yöntemleri, *Harita dergisi*, Ocak, Sayı **85**, 53-71.

Haykin, S.S., 1991. Adaptive Filter Theory. Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Haykin, S.S., 1994. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. NY, Mcmillan Press.

Hopfield, J.J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proceedings of The National Academy of Sciences*, **79**, 2554 – 2558

İnal, C., Turgut, B. ve Yiğit, C.Ö., 2002. Lokal alanlarda jeoit ondülasyonlarının belirlenmesinde kullanılan enterpolasyon yöntemlerinin karşılaştırılması. *Selçuk Üniversitesi Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği Öğretiminde 30. Yıl Sempozyumu*. Konya.

Kahveci M. ve Yıldız, F., 2005. Global Konum Belirleme Sistemi. Nobel yayınları, İstanbul

Karasu, G.H., 1994. Bir jeodezik ağın farklı bölgelerindeki uyuşumsuz ölçülerin değişik yöntemlerle saptanması ve dengeleme sonuçlarına etkilerinin araştırılması.*Doktora Tezi*. ITU

Khan, S. A., 2005. Surface deformations analyzed using GPS time series. *Danish National Space Center Scientific* Report.

Koçak, M.G., 2004. GPS sabit istasyonlarında Zaman Serileri Analizi. *Doktora tezi*. ITU

Kurt, A.İ., 2008. Sabit GPS istasyonları zaman serileri analizinden yararlanarak kampanya tipi GPS ölçülerinin hızlarının iyileştirilmesi. *Doktora tezi*. ITU

Küçük, M., 2004. Dalgacık Dönüşümü Tekniği Kullanılarak Akım Serilerinin Modellenmesi. *Doktora Tezi*. ITU

Larson, K.M., 2009. GPS seismology. *J. Geod.* **83**: 227 – 233. DOI 10.1007/s00190-008-0233-x

Lomb, N.R., 1976. Least – squares frequency analysis of unequally spaced data. *Astrophysics and space science* **39**, 447 – 462.

Lu., G.Y. ve Wong, D.W., 2008. An adaptive inverse – distance weighting spatial interpolation technique. *Computers & Geosciences* **34**, 1044 – 1055.

Nikolaidis, R., 2002. Observation of geodetic and seismic deformation with the GPS, *PhD Thesis,* University of California, San Diego, CA.

Özkan, C., 2001. Uydu görüntü verisinin yapay sinir ağları ile sınıflandırılması. *Doktora tezi*. ITU

Sarı, E., 2001. Bir ısıtma ve havalandırma sisteminin bulanık mantık kontrolü. *Yüksek Lisans tezi*. ITU

Simpson, P.S.,1990. Artificial Neıral Networks: A foundation, Paradigm, Applications and Implementation, Pergamon Press.

Soycan, M. ve Soycan, A., 2002. Yayın ve IGS hassas efemerislerinin bir GPS test ağında karşılaştırılması ve incelenmesi. *Selçuk üniversitesi Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği Öğretiminde 30. Yıl sempozyumu*, Konya.

Sun, F. ve diğ., 2000. Two-stage computational cost reduction algorithm based on Mahalanobis distance approximations. Pattern Recognition, 2000. *Proceedings. 15th International Conference* Volume **2**, Issue, pp: 696 - 699

Şahin, U., 2003. Mantık sistemleri ve bulanık lineer programlama ile ulaştırma probleminin optimizasyonu. *Yüksek lisans tezi*, ITU

Teymur, C., 1998. Belirsiz Bilgi: Bulanık Mantık ve Olasılık Yaklaşımı. *Yüksek Lisans tezi.* ITU.

URL-1 <http://dione.astro.science.ankara.edu.tr/muyes/istatistik/not5.pdf> alındığı tarih 04.03.09

URL-2 <http://teacher.buet.ac.bd/akmsaifulislam/gis/Mahanalobis%20Distance.ppt> alındığı tarih 10.04.09

URL-3 <http://sopac.ucsd.edu> alındığı tarih 12.09.08

Welch, G. ve Bishop, G., 2001. An introduction to the Kalman Filter. University of North Carolina at Chapel Hill Department of Computer Science. Chapel Hill, NC 27599 – 3175.

Williams, S.D.P., 2007. CATS GPS Coordinate time series analysis software. *GPS Solut*. DOI 10.1007/ s10291-007-0086-4.

Yanalak, M., 1997. Sayısal arazi modellerinden hacim hesaplarında en uygun enterpolasyon yönteminin araştırılması. *Doktora Tezi*. ITU

Yaprak, S. ve Arslan E., 2008. Kriging yöntemi ve geoit yüksekliklerinin enterpolasyonu. *Jeodezi, Jeoinformasyon ve Arazi Yönetimi Dergisi* 2008/1, Sayı **98**

Yavaşoğlu, H. ve diğ., 2005. GPS measurements along the North anatolian fault zone on the mid – anatolia segment. *International Association of Geodesy Symposium. Geodetic Deformation Monitoring*: *From Geophysical to Engineering Roles IAG Symposium* Jaén, Spain March 17–19

EKLER

Ek A.1: Komut CD'si

ÖZGEÇMİŞ



Ad Soyad: Semih DALĞIN

Doğum Yeri ve Tarihi: Aydın, 23/11/1984

Adres: Mithatpaşa Mah. 189 sok. No: 12/1 Kat 2 D. 3 Konak / İZMİR

Lisans Üniversite: İstanbul Teknik Üniversitesi

Yayın Listesi:

Dalğın,S., 2008. Kentlerin yeni sorunu: Işık kirliliği ve doğal yaşama etkisi. *Kent Yönetimi, insan ve çevre sorunları sempozyumu*,İstanbul, pp.287-295

Arıoğlu, B.,**Dalğın, S.,**Arıoğlu, E. Basınç gerilmesi altındaki beton küp numunelerinde boyut etkisi. *Beton prefabrikasyon dergisi*, yıl: 22, sayı: **88**, Ekim 2008,pp. 5-11

Dalğın,S. Özerdem,E.,2009. The world sea surface temperature changes in 21 st century. *ICA Symposium, Viyana. ICA symposium for Central and Eastern Europe*, Vienna University of Technology, pp. 983 – 992.

Dalğın, S. İpbuker., C., 2009. Direct Transformation of Map Coordinates. *ICC 2009 24th International Cartographic Conference*, Chile. **Baskıda**

Dalğın S., 2009. Failure on Engineering Structures. *TIEMS Symposium*. Istanbul. **Baskıda**

Dalğın.S., 2009. Determining the most appropriate interpolation methods on impressions of Sea Surface Temperature Change. *12. Harita Kurultayı, Ankara***.**