

**YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**KAOTİK ZAMAN SERİLERİNİN YAPAY SİNİR
AĞLARIYLA KESTİRİMİ: DEPREM VERİSİ DURUMU**

Elek. ve Hab. Müh. Umut FIRAT

FBE Elektronik ve Haberleşme Anabilim Dalı Haberleşme Programında
Hazırlanan

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Tülay YILDIRIM

İstanbul, 2006

İÇİNDEKİLER

Sayfa

SİMGE LİSTESİ	iv
KISALTMA LİSTESİ	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
ÇİZELGE LİSTESİ	viii
ÖNSÖZ	ix
ÖZET	x
ABSTRACT	xi
1 GİRİŞ	1
2 KAOS TEORİSİ	3
2.1 Kaos ve Kaosun Özellikleri	3
2.2 Kaotik Sistemler	4
2.3 Kaotik Sistemlerin Çözümlemesinde Kullanılan Araçlar	4
2.3.1 Evre Uzayı (Phase Space)	5
2.3.1.1 Sahte Evre Uzayı (Pseudo Phase Space)	6
2.3.1.2 Karşılıklı Bilgi (Mutual Information)	6
2.3.1.3 Yanlış En Yakın Komşular (False Nearest Neighbors)	7
2.3.2 Çekerler	7
2.3.2.1 Kaotik Çeker	8
2.3.3 Güç Spektrumu	9
2.3.4 Özilişki Fonksiyonu	11
2.3.5 İlişki Boyutu	13
2.3.6 Lyapunov Üsleri	15
3 YAPAY SİNİR AĞLARI VE DEPREMLER	17
3.1 Yapay Sinir Ağları	17
3.1.1 İşlem Birimi	18
3.1.2 Yapay Sinir Ağı Yapıları	19
3.1.3 Zaman Serileri Kestirimine Örnek Çalışmalar	21
3.2 Depremler	22
3.2.1 Deprem Kestirim Yöntemleri	22
4 KAOS ANALİZİ VE YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMALARI	24
4.1 Kaos Analizi	24
4.1.1 Veri Kümesi	24
4.1.2 Kullanılan Zaman Serilerinin Genel Özellikleri	25
4.1.3 Karşılıklı Bilgi	27
4.1.4 En Yakın Yanlış Komşular	29
4.1.5 Sahte Evre Uzayı	31
4.1.6 İlişki Boyutu	33
4.1.7 Güç Spektrumu	35
4.1.8 Özilişki	36

4.1.9	Lyapunov Üsleri	38
4.1.10	Kaos Analizi Sonuçları	39
4.2	Yapay Sinir Ağı Uygulamaları	40
4.2.1	Kullanılan Yapay Sinir Ağı Yapıları	40
4.2.2	Uygulamalar	42
4.2.2.1	İstanbul ve Çevresini Kapsayan Veri	42
4.2.2.2	Fay Bazındaki Veri	43
4.2.2.3	Gün Bazındaki Veri	45
4.2.2.4	Hafta Bazındaki Veri	47
4.2.2.5	Ay Bazındaki Veri	49
4.2.3	Yapay Sinir Ağı Uygulamaları Sonuçları	51
5	SONUÇLAR VE ÖNERİLER	53
	KAYNAKLAR	56
	ÖZGEÇMİŞ	59

SİMGE LİSTESİ

b_k	Sapma
c_k	Fourier katsayısı
$C(r)$	İlişki integrali
$I(X;Y)$	Karşılıklı bilgi fonksiyonu
$p(x, y)$	Bileşik olasılık dağılım fonksiyonu
$p(x)$	Olasılık dağılım fonksiyonu
P_k	Spektral yoğunluk
R_m	Özilişki fonksiyonu
u_k	Doğrusal birleştirici çıkışı
x_m	Yapay sinir ağı girişleri
$x(t)$	Zaman serisi
y_k	İşlem birimi çıkışı
v	İlişki boyutu
w_{km}	Yapay sinir ağı ağırlıkları
$\varphi(.)$	Etkinleştirme fonksiyonu
λ	Lyapunov üssü

KISALTMA LİSTESİ

GRNN	Generalized Regression Neural Network (Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı)
Mb	Cisim dalgası büyüklüğü
Md	Süreye bağlı büyüklük
MI	Yerel büyüklük
Ms	Yüzey dalgası büyüklüğü
Mw	Moment büyüklüğü
MLP	Multi-layer Perceptron (Çok Katmanlı Algılayıcı)
RBF	Radial Basis Function (Radyal Temelli Fonksiyon)
YSA	Yapay Sinir Ağı/Ağları

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Evre Uzayı.....	5
Şekil 2.2 Nokta Çeker	8
Şekil 2.3 Sınır Döngüsü	8
Şekil 2.4 Tor.....	8
Şekil 2.5 Rasgele Çeker	9
Şekil 2.6 Lorenz Çekeri.....	10
Şekil 2.7 Peryodik bir zaman serisinin güç spektrumu	11
Şekil 2.8 Lorenz zaman serisinin güç spektrumu	11
Şekil 2.9 Rasgele bir zaman serisinin güç spektrumu	12
Şekil 2.10 Peryodik bir zaman serisinin ilişki tablosu	13
Şekil 2.11 Lorenz zaman serisinin ilişki tablosu.....	13
Şekil 2.12 Rasgele bir zaman serisinin ilişki tablosu	13
Şekil 2.13 Lorenz zaman serisinin ilişki boyutu ve ilişki integrali	15
Şekil 2.14 Rasgele bir zaman serisinin ilişki boyutu ve ilişki integrali	15
Şekil 2.15 Lorenz zaman serisinin Lyapunov üsleri	16
Şekil 3.1 İşlem Birimi	18
Şekil 3.2 Tek katmanlı ağ yapısı	19
Şekil 3.3 Çok katmanlı ağ yapısı.....	19
Şekil 3.4 Geri beslemeli ağ yapısı.....	20
Şekil 4.1 İstanbul ve çevresinde gerçekleşmiş depremlerden oluşturulan zaman serisi	25
Şekil 4.2 Fay bazında düzenlenmiş zaman serisi	26
Şekil 4.3 Gün bazında düzenlenmiş zaman serisi	26
Şekil 4.4 Hafta bazında düzenlenmiş zaman serisi	27
Şekil 4.5 Ay bazında düzenlenmiş zaman serisi	27
Şekil 4.6 Fay bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği	28
Şekil 4.7 Gün bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği	28
Şekil 4.8 Hafta bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği	29
Şekil 4.9 Ay bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği	29
Şekil 4.10 Fay bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği.....	30
Şekil 4.11 Gün bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği.....	30
Şekil 4.12 Hafta bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği.....	30
Şekil 4.13 Ay bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği.....	31
Şekil 4.14 Fay bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı	31
Şekil 4.15 Gün bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı	32
Şekil 4.16 Hafta bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı	32
Şekil 4.17 Ay bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı	33
Şekil 4.18 Fay bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği	33
Şekil 4.19 Gün bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği	34
Şekil 4.20 Hafta bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği	34
Şekil 4.21 Ay bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği	34
Şekil 4.22 Fay bazındaki zaman serisinin güç spektrumu	35
Şekil 4.23 Gün bazındaki zaman serisinin güç spektrumu.....	35
Şekil 4.24 Hafta bazındaki zaman serisinin güç spektrumu.....	36
Şekil 4.25 Ay bazındaki zaman serisinin güç spektrumu.....	36
Şekil 4.26 Fay bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu.....	37
Şekil 4.27 Gün bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu.....	37
Şekil 4.28 Hafta bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu.....	37
Şekil 4.29 Ay bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu.....	38
Şekil 4.30 MLP, RBF, GRNN yapıları	41

Şekil 4.31 Zaman serisi kestirimi için kullanılan üç girişli yapı	42
Şekil 4.32 İstanbul ve çevresini kapsayan zaman serisi için eğitme grafiği	43
Şekil 4.33 İstanbul ve çevresini kapsayan zaman serisi için test grafiği.....	43
Şekil 4.34 Fay bazındaki zaman serisi için eğitme grafiği.....	44
Şekil 4.35 Fay bazındaki zaman serisi için test grafiği	45
Şekil 4.36 Gün bazındaki zaman serisi için eğitme grafiği.....	46
Şekil 4.37 Gün bazındaki zaman serisi için test grafiği	46
Şekil 4.38 Hafta bazındaki zaman serisi için eğitme grafiği.....	47
Şekil 4.39 Hafta bazındaki zaman serisi için test grafiği	48
Şekil 4.40 Hafta bazındaki kısaltılmış zaman serisi için eğitme grafiği	48
Şekil 4.41 Hafta bazındaki kısaltılmış zaman serisi için test grafiği	49
Şekil 4.42 Ay bazındaki zaman serisi için eğitme grafiği.....	50
Şekil 4.43 Ay bazındaki zaman serisi için test grafiği	50
Şekil 4.44 Ay bazındaki kısaltılmış zaman serisi için eğitme grafiği	51
Şekil 4.45 Ay bazındaki kısaltılmış zaman serisi için test grafiği	51

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 4.1 Fay bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü	38
Çizelge 4.2 Gün bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü	39
Çizelge 4.3 Hafta bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü	39
Çizelge 4.4 Ay bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü	39

ÖNSÖZ

Yüksek lisans tezi olarak bu konunun seçilmesinin nedeni, lisans ve yüksek lisans boyunca üzerine çalıştığım işaret işleme ve lisansüstü öğrenimim boyunca ilgilendiğim yapay sinir ağları konularında edindiğim bilgileri geliştirmek ve yeni işaret işleme yöntemlerini kavramaktır.

Özellikle tez konusunun seçilmesinde ve çalışmalarım sırasında yardımlarını esirgemeyen danışmanım Sayın Prof. Dr. Tülay Yıldırım'a teşekkürü bir borç bilirim.

Boğaziçi Üniversitesi Öğretim Üyelerinden Sayın Doç. Dr. Yağmur Denizhan'a tezin gidişatı konusunda yaptığı yardımlar ve sunduğu önerilerden dolayı çok teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca anlayışlı davranışlarından dolayı aileme; düzeltideki yardımlarını ve moral desteğini esirgemeyen Ceren Özpınar'a çok teşekkür ederim.

Son olarak çalışmadaki verileri, konuyla ilgililerin kullanımına açan Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesine teşekkür ederim.

ÖZET

Bu çalışmanın amacı; gelişen kaos analizi ve yapay zekâ yöntemleri sonucu kaotik zaman serilerinin ne oranda kestirilebileceğini belirlemektir. Sağlıklı kayıtların yapılmaya başlandığı 1971 yılından başlayarak 1971-2005 arasında Marmara Denizi ve çevresinde gerçekleşmiş depremlerin büyüklükleri zaman serilerini oluşturmak için kullanılmıştır. Kaosun determinizm içeren, zamanla değişen, doğrusal olmayan, karmaşık fakat belirli bir düzene göre hareket eden yapısı nedeniyle, çalışmada, bu özelliklere sahip olduğu düşünülen deprem verisinin kullanılması uygun görülmüştür. Bunun yanında yüzyıllardır kestirilmeye çalışılan depremlerin yarattığı can ve mal kayıpları bu tür çalışmaların yapılmasını anlamlı ve gerekli kılmaktadır.

Bu amacı gerçekleştirmede klâsik işaret işleme yöntemleri, Kaos Teorisi sonrasında ortaya çıkan analiz yöntemleri ve yapay sinir ağları ile analiz ve kestirim için çeşitli programlar kullanılmıştır.

Yeteri kadar uzun, minimum anomali içeren, kaotik zaman serilerinin kestiriminde kayda değer başarı oranları elde edilmiştir. Kısa vadeli kestirimde uzun vadeli kestirimden daha iyi sonuçlar alınmıştır. Ancak genel eğilimin kestirilmesindeki başarı, büyük depremlerin kestirilmesindeki başarıya yansımamıştır.

Anahtar kelimeler: Kaotik Zaman Serilerinin Kestirimi, Deprem Kestirimi, Kaos Teorisi, Yapay Sinir Ağları, Zaman Serisi Analizi.

ABSTRACT

The purpose of this thesis is how successful chaotic time-series can be predicted after the progress has been made in chaos analysis and artificial intelligence. Since the accurate recordings began in 1971 magnitudes of the earthquakes occurred in Marmara region between 1971 and 2005 are utilized to generate the time-series. It is thought that because of the deterministic, dynamic, nonlinear, complex structure of chaos which follows a definite order fits also in earthquakes' features, thus it is appropriate for this thesis' outline. As an addition, earthquakes which have been tried to be predicted for centuries and have caused huge casualties makes these types of studies meaningful and necessary.

In order to acquire this goal there are used some signal processing methods, analysis tools presented after chaos theory, artificial neural networks and some programs for both analysis and prediction.

There has been acquired significant success rates from the prediction of the time-series which are chaotic and long enough with minimum level of anomaly. Short-term prediction results has been better than long-term prediction's. However, success in prediction of the general trend has not reflected to the prediction of major earthquakes.

Keywords: Chaotic Time-series Prediction, Earthquake Prediction, Chaos Theory, Artificial Neural Networks, Time-series Analysis.

1. GİRİŞ

Temelleri geçtiğimiz yüzyıl başlarına dayanan Kaos Teorisi'nden sonra deterministik olmayan işaretlerin sadece rasgele olabileceği savı değişmiş, özellikle son yirmi yılda gerçekleştirilen çalışmalar sonucu deterministik işaretlerle rasgele işaretler arasında bir yerde kalan kaotik işaretlerin tespit edilmesinde kullanılan araçlar geliştirilmiştir.

Yine geçtiğimiz yüzyılda yapay zekâ alanında sağlanan gelişmelerle insan zekâsının çözemediği bazı karmaşık problemlerin çözülmesinde önemli atılımlar gerçekleştirilmiştir. Özellikle yapay sinir ağlarında (YSA) sağlanan gelişmeler sonucu, denklemler yoluyla değil de deneysel olarak elde edilen işaretlerin bağlı olduğu bilinmeyen sistemleri belirlemede (fonksiyon yaklaştırma) önemli başarılar elde edilmiştir.

Bu çalışmanın yapılmasının amacı, gelişen kaos analizi ve yapay zekâ yöntemleri sonucu kaotik işaretlerin ne oranda kestirilebileceğini belirlemektir. Bu bağlamda kaosun, bir yandan deterministik, doğrusal olmayan, zamanla değişen özelliğini barındıran; diğer yandan eskiden sadece rasgele sistemlerin özelliklerinden sayılan karmaşık ve düzensiz görünümlü bir yapıya sahip, dünyanın en büyük muammalarından biri olan, tarihte çok büyük can ve mal kaybına yol açmış depremlerin kestirilmesinin mümkün olup olmadığını incelemektir.

Daha önceki çalışmalarda denklemleri bilinen veya bilinmeyen kaotik sistemlerin kestirimi farklı işaret işleme ve yapay zekâ yöntemleriyle denenmiştir. Denklemleri bilinen düşük boyutlu kaotik sistemlerin modellenmesi ve kestiriminde önemli başarılar elde edilmiştir. Ancak denklemlerin bilinmediği, sadece gözlem ya da ölçümler sonucu elde edilen deneysel verilerin bulunduğu sistemlerin modellenmesi ve kestirilmesi üzerine yapılan çalışmalar hâlâ geliştirilmektedir.

Yerkabuğunun biçim değişiklikleri, eğim değişimi, öncü depremler, *microzoning*, odak derinliği, fay sürünmesindeki değişim gibi jeolojik; deprem dalga hızları, yer manyetik alanındaki değişimler, özdirenç, doğal elektrik alan, *tsunami* gibi jeofiziksel; yeraltı su düzeyi, kuyu ve kaynak sularında radon gazı oranı, petrol kuyularında verim değişimi, yeraltı suyu içeriğindeki değişimler, sudaki kimyasal değişimlerin izlenmesi gibi jeokimyasal kavramlarla, istatistiksel yöntemleri, bazı hayvan ve bitki davranışlarını, deprem bulutları denen meteorolojik kavramları kullanarak deprem kestirimi üzerine çalışmalar yapılmaktadır [2], [3]. Bu çalışmalardan bazılarında kayda değer başarılar elde edilmiştir.

Bu çalışma ise, güç spektrumu, özilişki fonksiyonu ve yanlış en yakın komşular gibi klâsik işaret işleme yöntemlerini; evre uzayı, kaotik çekerler, karşılıklı bilgi, ilişki boyutu ve Lyapunov üsleri gibi Kaos Teorisi ile ortaya çıkan analiz yöntemlerini; çok katmanlı algılayıcı, radyal temelli fonksiyon ağları, genelleştirilmiş regresyon ağları gibi YSA yapılarını kapsamaktadır.

Bu çalışmada kullanılan, Marmara Denizi ve çevresinde 1971-2005 yılları arasında gerçekleşmiş deprem büyüklüklerini içeren veri kümesi, Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi'nin İnternet sitesinden elde edilmiştir [1].

Yukarıda sayılan yöntemleri uygulamak için *Visual Recurrence Analysis (VRA)*, *Time Series Analysis (TISEAN)* ve *Matlab* programları kullanılmıştır [11], [12].

İkinci bölümde anlatılan Kaos Teorisi; kaosun tanımını ve özelliklerini, kaotik sistemleri ve bu sistemlerin çözümlenmesinde kullanılan araçları içermektedir.

Üçüncü bölüm; YSA'nın özelliklerini, bu çalışmada kullanılan YSA yapılarını, daha önce gerçekleştirilen YSA ile zaman serisi kestirimi çalışmalarına örnekleri, kısaca depremleri ve daha önce yapılan deprem kestirimi çalışmalarını kapsamaktadır.

Dördüncü bölümde, kaos analizi ve YSA kullanılarak gerçekleştirilen uygulamalar ve sonuçları verilmektedir.

Beşinci bölümde ise, bu çalışmada elde edilen sonuçlar değerlendirilmekte ve gelecek çalışmalar için öneriler sıralanmaktadır.

2. KAOS TEORİSİ

Bu bölümde kaos kavramı, kaotik sistemler ve kaotik sistemlerin çözümlemesinde kullanılan araçlar anlatılmaktadır.

2.1 Kaos ve Kaosun Özellikleri

Kaos kelimesi, madde varolmadan önceki boşluk, yeraltı dünyasındaki dipsiz çukur anlamlarına geldiği Yunan mitolojisine kadar dayanır (Williams, 1997).

Türkçe'ye Fransızca'dan geçen kelimenin iki anlamı vardır:

1. Evrenin düzene girmeden önceki biçimden yoksun, uyumsuz ve karışık durumu.
2. Karışıklık, kargaşa.

Bizim bu çalışmada bilimsel anlamda incelediğimiz ve kullandığımız kaos kavramının tanımı ise özetle şu şekilde yapılabilir:

Kaos, karmaşık ve düzensiz görünümlü, başlangıç koşullarına hassas bağlı; deterministik, doğrusal olmayan, zamanla değişen sistemlerde ortaya çıkan bir olgudur (Ablameyko ve diğ., 2003; Williams, 1997).

Kaotik sistemlerin ürettiği işaretler periyodik ya da yarı periyodik işaretler gibi değildir, grafikleri gürültünün grafiği gibi karmaşık görünümlüdür ve ilk bakışta sistemin belli bir düzene göre hareket etmediği izlenimi verir.

Başlangıç koşullarına hassas bağlılık ise kaosun en önemli göstergelerinden biridir ve literatürde kelebek etkisi diye de bilinir. Bunun anlamı başlangıç koşullarında ihmal edilebilecek kadar küçük bir değişikliğin belli bir süre sonra sonuçta ihmal edilemeyecek kadar büyük değişikliklere yol açabileceğidir. Dolayısıyla yukarıda bahsedilen determinizm yine yukarıda bahsedilen belli bir süre boyunca geçerlidir.

Bilimsel anlamda determinizm, bir sistemin matematiksel bir ifade ya da kural ile veya bir tablo yardımıyla gelecek değerlerinin tam olarak elde edilebilmesi olduğuna göre (Cooper ve

diğ., 1988), bu kavram kaotik sistemlerde neden belirli bir süreyle sınırlıdır? Bu sorunun cevabı, sistemin herhangi bir değişkeninin (başlangıç koşulunun) sonsuz çözünürlükte ya da hatasız ölçülemeyeceğidir. Bu durum nüansların ihmal edilebileceği doğrusal (sistemin giriş ve çıkışının sabit orantılı olduğu) sistemlerde bir sorun yaratmayabilir. Ancak doğrusal olmayan dinamik sistemlerde kaos koşulları altında bu nüans çok büyük bir farka dönüşebilir. Bu durum kaotik sistemlerin uzun vadedeki davranışlarının kestirilemeyeceği sonucunu doğurmaktadır.

2.2 Kaotik Sistemler

Kaotik sistemler iki şekilde ifade edilebilirler:

1. Doğrusal olmayan, dinamik yapıları nedeniyle sürekli sistemler için diferansiyel denklemlerle ya da ayrık sistemler için fark denklemleriyle,
2. Denklemlerin bilinmediği durumlarda deneysel veriyle.

İlk durumda sistemin bir veya birden fazla değişkeni olabilir. Bu değişkenlerden herhangi biri ya da birkaçının ürettiği işaret (zaman serisi) denklemlerdeki başlangıç koşulları biliniyorsa belli bir süre boyunca kestirilebilir, ta ki ihmal edilebilir bir hata payıyla ölçülen başlangıç koşulları sistemin gerçek çıkışından çok farklı sonuçlar verene dek.

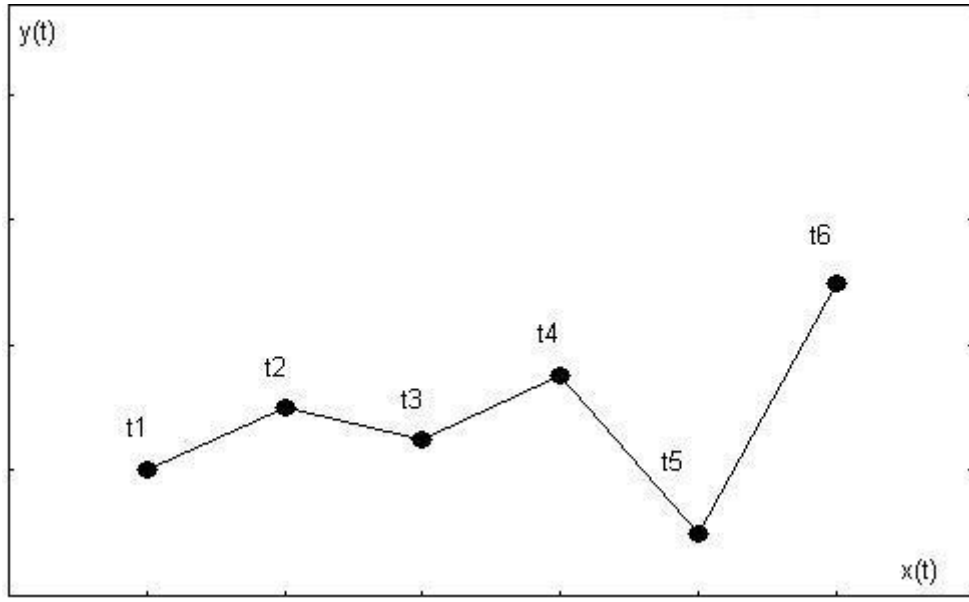
Ancak genellikle doğadaki doğrusal olmayan dinamik sistemlerin denklemlerini bilmeyiz. Bu durumda elimizde bir değişkene (sıcaklık, basınç, deprem büyüklüğü vs.) ait belirli gözlem aralıklarında kaydettiğimiz değerler olur. Bu zaman serisinin analizini yaparak sistemin kaotik olup olmadığını anlamak için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden bu çalışmada kullanılmış olanlarını bundan sonraki bölümde inceleyeceğiz.

2.3 Kaotik Sistemlerin Çözümlemesinde Kullanılan Araçlar

Bu bölümde kaotik sistemlerin çözümlenmesinde kullanılan araçlardan evre uzayı, çekerler, güç spektrumu, özilişki fonksiyonu, ilişki boyutu ve Lyapunov üsleri anlatılmaktadır.

2.3.1 Evre Uzayı (Phase Space)

Zamanla değişen bir sistemi anlamamanın en iyi yollarından biri bu değişimi görsel hale getirmektir. Bunun için en çok kullanılan araçlardan biri sistem değişkeninin zaman grafiğidir. Ancak bu grafik kaotik zaman serilerini diğer zaman serilerden ayırmak için yeterli değildir. Koordinatlarının sistemin her bir değişkenini temsil ettiği evre uzayı bu iş için daha uygundur. Evre uzayının iki önemli özelliği vardır. Klasik zaman serisindeki karmaşık ve anlamsız bir yapı evre uzayında çarpıcı bir yapıya dönüşebilir. İkinci olarak çok uzun zaman serilerini belli bir alanda yoğunlaştırarak analizi kolaylaştırır.



Şekil 2.1 Evre Uzayı (İki bağımsız değişken)

Bu uzaydaki her bir nokta sistemin belirli bir andaki durumunu temsil eder. Bu bakımdan evre uzayı içinde gizli olarak zamanı da barındıran bir araçtır.

Ancak unutulmamalıdır ki evre uzayı her zaman görsel olmayabilir. Sistemin üçten fazla değişkeni varsa evre uzayını geometrik olarak gösteremeyiz. Bu yüzden sistemleri değişken sayısı bağlamında düşünmek bazen daha yararlı olabilir.

2.3.1.1 Sahte Evre Uzayı (Pseudo Phase Space)

Yukarıda bahsettiğimiz gibi, genellikle elimizde incelediğimiz sistemin sadece bir değişkeninin değerleri olduğundan çok değişkenli sistemlerin evre uzayını çizmek mümkün olmaz. Bu yüzden kaostla uğraşan bilim adamları aynı değişkenin farklı anlardaki değerlerini koordinat olarak kullandıkları sahte evre uzayını ortaya koydular. Bu uzayda genellikle bir koordinat orijinal zaman serisinden diğerleri de zaman serisinin gecikmiş değerlerinden oluşur. Burada önemli olan en uygun gecikme değerinin ve koordinat sayısının bulunmasıdır. Bunları yapmak için çeşitli yöntemler mevcuttur. Bunlardan en çok kullanılanları gecikme değerinin bulunması için ortak bilgi (mutual information) ve koordinat sayısının bulunması için yanlış en yakın komşular (false nearest neighbors) yöntemleridir.

2.3.1.2 Karşılıklı Bilgi (Mutual Information)

Karşılıklı bilgi iki zaman serisinin birbirleri hakkında içerdiği bilgiyi ölçer. Eğer zaman serileri bağımsız ise, karşılıklı bilgi değeri sıfırdır. Buradaki iki zaman serisi yerine, bu çalışmada olduğu gibi, bir zaman serisi ile onun gecikmiş hali kullanılabilir.

Karşılıklı bilgi kavramı makul bir gecikme değeri belirlemek için ortaya atılmıştır. Özilişki fonksiyonunun aksine doğrusal olmayan ilişkileri de hesaba katar (Hegger ve diğ., 1998). Eşitlik 2.1'deki formülle hesaplanır.

$$I(X;Y) = \sum_y \sum_x p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \quad (2.1)$$

Burada $I(X;Y)$, karşılıklı bilgi fonksiyonu, $p(x,y)$, x ve y zaman serilerinin bileşik olasılık dağılım fonksiyonu, $p(x)$ ve $p(y)$ ise sırasıyla x ve y'nin olasılık dağılım fonksiyonlarıdır. Karşılıklı bilgi fonksiyonunun ilk minimumdaki değeri optimum gecikme değeri olarak alınır.

2.3.1.3 Yanlış En Yakın Komşular (False Nearest Neighbors)

Zaman serisi ve onun gecikmiş hallerinin sahte evre uzayında temsil edilmesi yerleştirme (embedding) olarak adlandırılır. Buradan hareketle bu uzayın boyutu yerleştirme boyutu (embedding dimension) adını alır.

Yanlış en yakın komşular yöntemi en uygun yerleştirme boyutunu bulmak için kullanılan yöntemlerden biridir. En uygun yerleştirme boyutunu bulmanın önemi, sahte evre uzayındaki yapının bizi sistem hakkında yanıltmasını engellemekten ileri gelir.

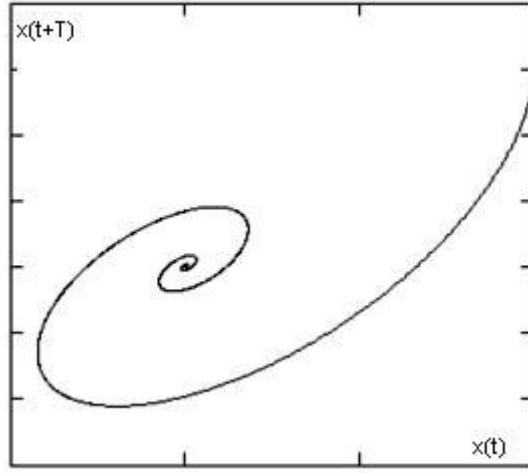
Yöntemin dayandığı nokta, d boyutlu sahte evre uzayında birbirine yakın olan noktalar (komşular) $d+1$ boyutunda aslında o kadar da yakın olmayabilirler, bir başka deyişle yanlış komşular olabilirler. Bu, yüksek boyutlu bir sistemin izdüşümünün düşük boyutlu bir sistemi işaret ettiği durumlarda görülebilir.

Yanlış en yakın komşular yöntemi yerleştirme boyutunu yanlış komşu sayısı ihmal edilebilir bir seviyeye gelene kadar birer birer arttırır. Bu seviyedeki yerleştirme boyutu en uygun yerleştirme boyutu olarak alınır.

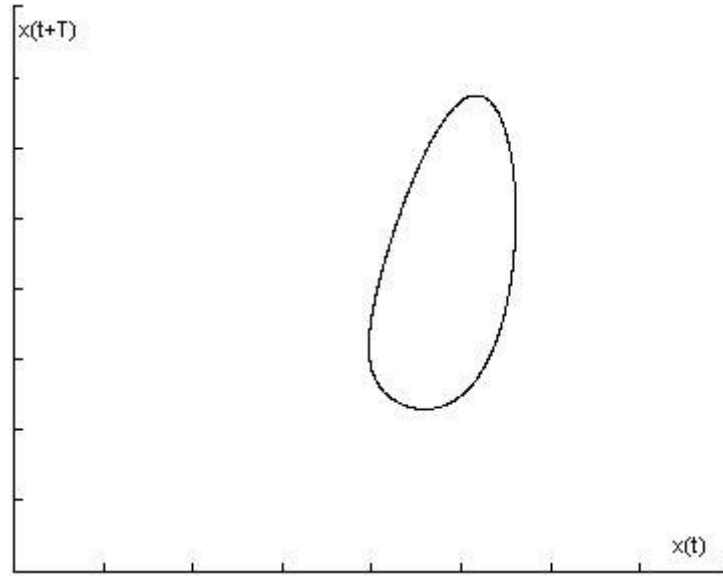
2.3.2 Çekerler

Evre uzayında zamanda ardışık değerlerin oluşturduğu grafik yörünge (trajectory) adını alır. Bu yörünge'nin dengeli duruma gelmesi halinde ortaya çıkan yapıya çeker adı verilir. Kaos analizinin en önemli kavramlarından biridir. Çeker, dinamik sistemin yakınsadığı bir nokta olabileceği gibi noktalar kümesi de olabilir. Bu çekerin yapısına göre sistemin periyodik, yarı-periyodik, rasgele ya da kaotik olup olmadığı hakkında fikir yürütülebilir. Kaotik olmayan çekerler Şekil 2.2, 2.3, 2.4 ve 2.5'te görülmektedir.

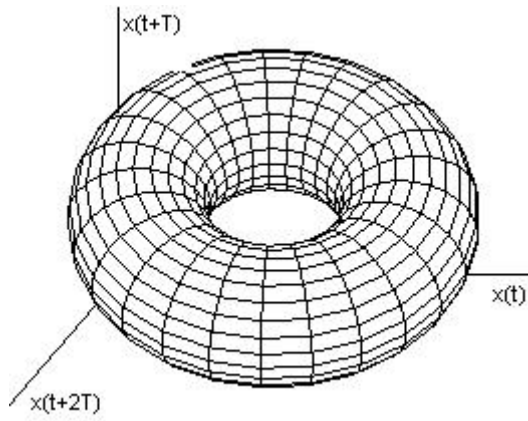
Nokta çeker, belirli bir noktaya yakınsar, sönümlü sistemlerde görülür. Sınır döngüsü, şeklinden de anlaşılabilir olduğu gibi sürekli belli değerler arasında seyreden bir yapıya sahiptir, dolayısıyla periyodik sistemlerde görülür. Tor, iki ya da daha fazla sınır döngüsünün birleşiminden oluşur ve periyodik ya da yarı-periyodik sistemlerde görülür. Kaotik olmayan çekerlerden sonuncusu rasgele çekerdir. Adından da anlaşılabilir olduğu gibi rasgele sistemlerde görülür. Evre uzayında karmaşık bir yapısı vardır.



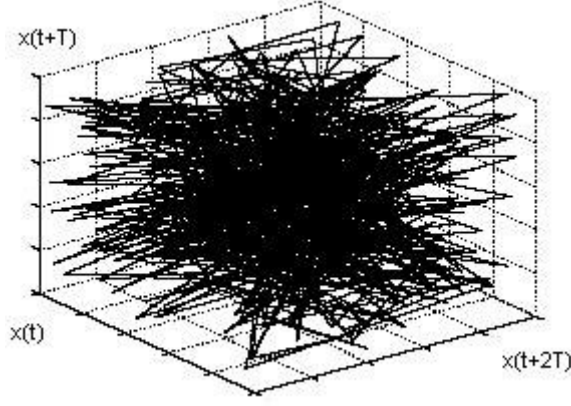
Şekil 2.2 Nokta Çeker



Şekil 2.3 Sınır Döngüsü



Şekil 2.4 Tor



Şekil 2.5 Rasgele Çeker

2.3.2.1 Kaotik Çeker

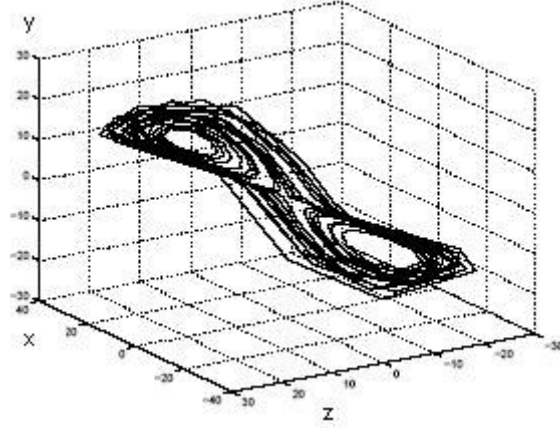
Garip çeker adıyla da bilinen kaotik çeker, başlangıç koşullarına hassas bağıllık gösteren (çok yakın yörüngelerin üstel olarak ıraksadığı), rasgele çekerin aksine evre uzayında belli bir yapısı olan ancak, statik, periyodik veya yarı-periyodik sistemlerinkine benzemeyen bir yapıya sahip bir çekerdir.

Üstünde en çok çalışılan kaotik sistemlerden biri Lorenz sistemidir. Akışkan konveksiyonunun bir modeli olan Lorenz sisteminin denklemleri aşağıdadır. Şekil 2.6'da da Lorenz çekerinin evre uzayındaki grafiği görülmektedir.

$$\frac{dx}{dt} = \sigma(y - x) \quad (2.2)$$

$$\frac{dy}{dt} = rx - y - xz \quad (2.3)$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - bz \quad (2.4)$$



Şekil 2.6 Lorenz Çekeri

2.3.3 Güç Spektrumu

Herhangi bir işaret Fourier serileri ile ifade edilebilir. Ayrık bir işaretin Fourier serileri ,

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{j2\pi k F_0 t} \quad (2.5)$$

ile verilir. Burada Fourier katsayısı,

$$c_k = \frac{1}{T_p} \int_{T_p} x(t) e^{-j2\pi k F_0 t} dt \quad (2.6)$$

ile verilir. Buna göre ayrık bir işaretin güç spektrumu,

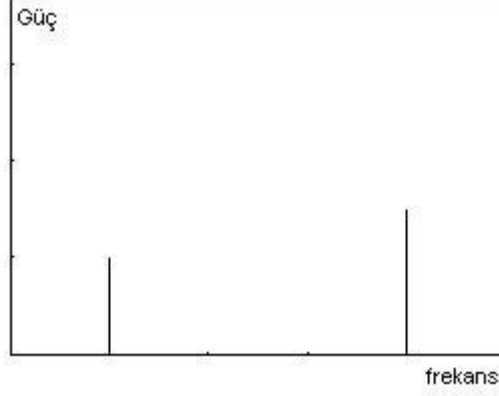
$$P_k = |c_k|^2 \quad (2.7)$$

ile ifade edilir.

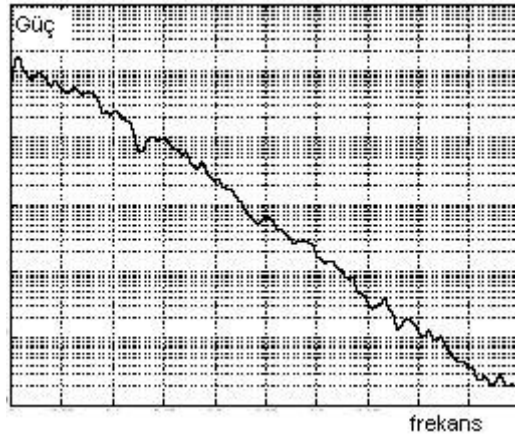
Peryodik ya da yarı-peryodik bir sistemin güç spektrumu baskın frekansları ve harmonikleri içerir. Şekil 2.7’de peryodik bir işaretin güç spektrumu görülmektedir.

Kaotik ve rasgele sistemler geniş bantlı güç spektrumları sayesinde peryodik ve yarı-peryodik sistemlerden rahatlıkla ayırt edilebilir. Şekil 2.8 ve 2.9’da sırasıyla kaotik ve rasgele iki işaretin güç spektrumları görülmektedir.

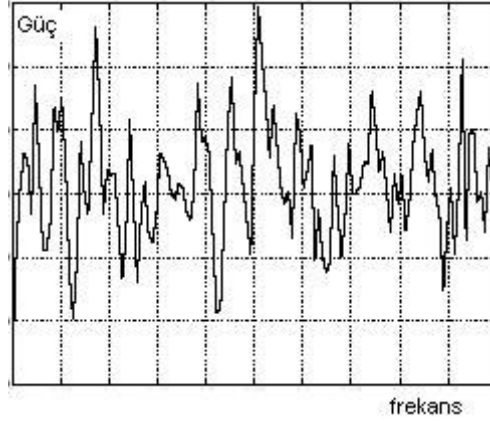
Halbuki, kaos teorisine kadar geniş bantlı spektruma sahip olan sistemlerin sadece rasgele olabileceği ve dolayısıyla kestirilemeyeceği düşünülüyordu. Tüm bunlara rağmen bir sistemin kaotik olup olmadığını söyleyebilmek için frekans analizi tek başına yeterli değildir.



Şekil 2.7 Peryodik bir zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)



Şekil 2.8 Lorenz zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)



Şekil 2.9 Rasgele bir zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)

2.3.4 Özilişki Fonksiyonu

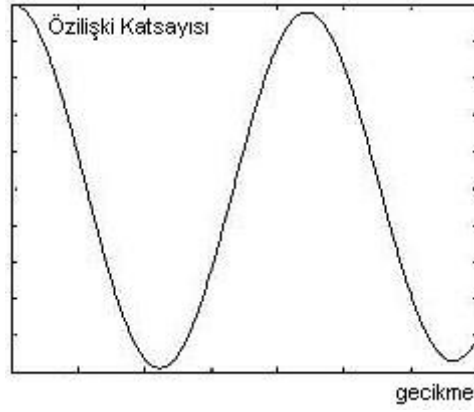
Bir zaman serisi bazen tekrar eden paternler içerebilir ya da önceki değerleri ile sonraki değerleri ilişkili olabilir. Özilişki fonksiyonu işte bu ilişkiyi ölçen istatistiksel bir araçtır (Williams, 1997).

Özilişki, basitçe otokovaryansın varyansa bölünmesiyle elde edilebilir ve

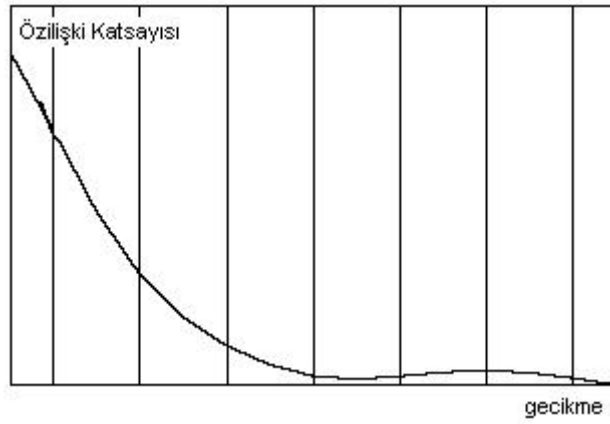
$$R_m = \frac{\sum_{t=1}^{N-m} (x_t - \bar{x})(x_{t+m} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad (2.8)$$

ile ifade edilir. Burada x_t zaman serisinin herhangi bir t anındaki değerini, $\bar{x}$, zaman serisinin ortalamasını, m , gecikme sabitini, N ise, zaman serisinin uzunluğunu temsil eder. Özilişki katsayısının (R_m) gecikme değerine (m) göre değişiminin grafiği ilişki tablosu (correlogram) diye adlandırılır.

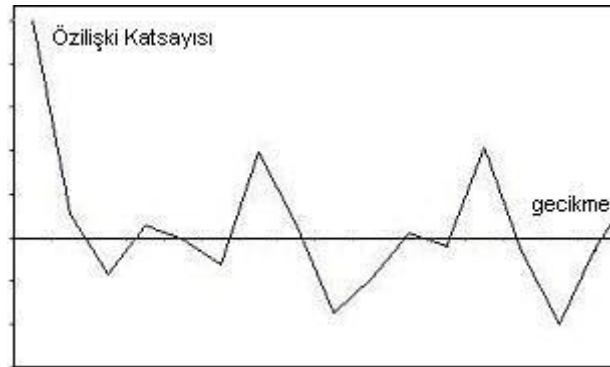
Tıpkı frekans analizindeki gibi özilişki analizinde de rasgele ve kaotik işaretler periyodik ve yarı-periyodik işaretlerden ayırt edilebilir. Kaotik işaretlerin ilişki tablosu grafikleri hemen sıfıra yakınsar. Bu da, kolayca anlaşılabilceği gibi, kaotik zaman serilerinin geçmiş ve gelecek değerleri arasındaki ilişkinin zayıf olduğunun göstergesidir. Şekil 2.10, 2.11 ve 2.12’de sırasıyla periyodik, kaotik ve rasgele işaretlerin ilişki tabloları görülmektedir.



Şekil 2.10 Peryodik bir zaman serisinin ilişki tablosu



Şekil 2.11 Lorenz zaman serisinin ilişki tablosu



Şekil 2.12 Rasgele bir zaman serisinin ilişki tablosu

2.3.5 İlişki Boyutu

Evre uzayında birbirine çok yakın iki nokta arasındaki uzamsal ilişkinin değeri yüksektir. Ancak, yörünge ikisi arasında izleyeceği yola göre bu iki nokta zamanda tamamen ilişkisiz olabilirler (Williams, 1997). Bir başka deyişle ilk noktadan geçen yörünge bu noktaya çok yakın olan ikinci noktadan uzun bir süre sonra geçebilir. İlişki boyutu işte bu uzamsal ilişkiyle

ilgilenir, zamanı yoksayar. İlişki boyutunu belirlemek için ilişki integrali (ayrık sistemler için ilişki toplamı) hesaplanmalıdır. İlişki integrali,

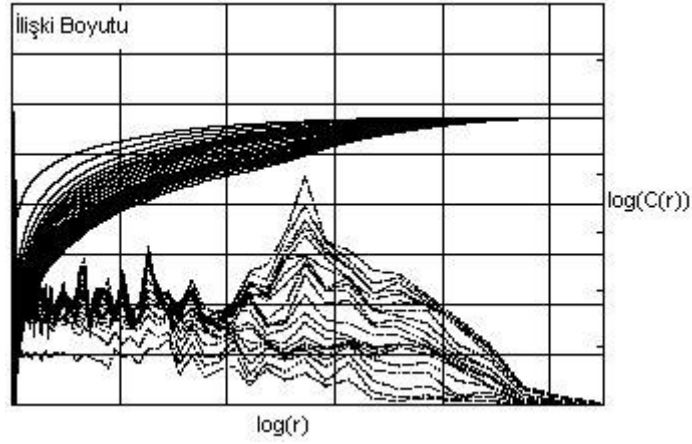
$$C(r) \equiv \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - |\vec{X}_i - \vec{X}_j|) \equiv \int_0^r d^d r' c(r') \quad (2.9)$$

ile verilir. Kaotik bir çeker için r 'nin belirli bir aralığında $C(r) \propto r^\nu$ 'dir. Buradaki r ilişki integralini hesaplamak için kullanılan dairenin yarı çapını temsil eder. ν ise, çekerin ilişki boyutu adını alır.

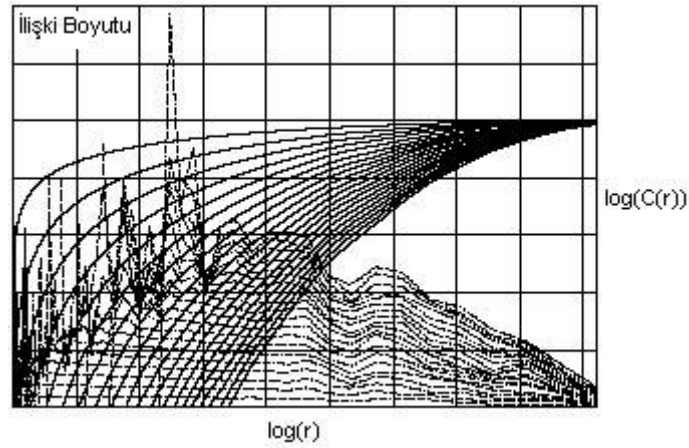
İlişki boyutu periyodik bir sistem için bire eşittir. Bunun aksine kaotik bir sistem için ilişki boyutu kesirli bir sayı olabilir. Teoride rasgele bir sistemin ilişki boyutu sonsuzdur. Dolayısıyla ilişki boyutu rasgele sistemlerle kaotik sistemleri birbirinden ayırmada kullanılabilir (Van Zyl, 2001).

Bunlara ek olarak ilişki boyutunun yerleştirme boyutuyla değişimine göre de sistemin kaotik olup olmadığına dair fikir edinilebilir. Kaotik bir sistemde yerleştirme boyutu arttıkça ilişki boyutu da artar, ancak belirli bir noktadan sonra yerleştirme boyutu artsa da ilişki boyutu sabit kalır ya da en azından belirli bir değere asimptotik olarak yaklaşır. Şekil 2.13 ve 2.14'te sırasıyla kaotik ve rasgele sistemlerin ilişki boyutu ve ilişki integralinin grafikleri görülmektedir. Şekillerdeki her bir eğri farklı bir yerleştirme boyutunu temsil etmektedir.

Şekil 2.13'te altta kalan grafik ilişki boyutunu temsil etmektedir. Grafikte yukarı doğru çıkıldıkça yerleştirme boyutu artmaktadır. Görüldüğü gibi yerleştirme boyutu artsa da bir süre sonra ilişki boyutu sabit kalmaktadır. Şekil 2.14'te ise yerleştirme boyutu arttıkça ilişki boyutunun da arttığı görülmektedir. Bu da daha önce değindiğimiz gibi rasgele sistemlerin ilişki boyutunun teoride sonsuz olduğunun göstergesidir.



Şekil 2.13 Lorenz zaman serisinin ilişki boyutu ve ilişki integrali

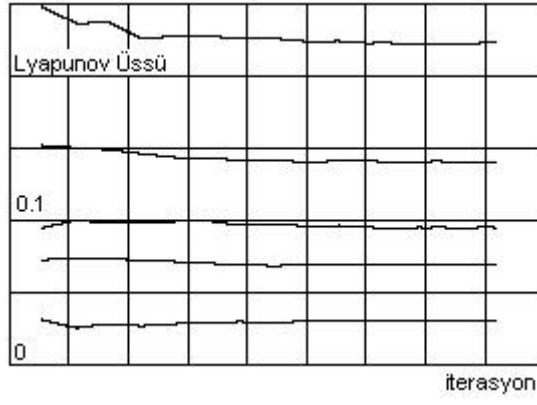


Şekil 2.14 Rasgele bir zaman serisinin ilişki boyutu ve ilişki integrali

2.3.6 Lyapunov Üsleri

Şimdiye kadar bahsedilen araçlardan hiçbiri bir çekerin kaotik olduğunu kanıtlamak için tam anlamıyla yeterli değildir. Ancak, çekerin en az bir pozitif Lyapunov üssüne sahip olması kaotik olduğunun en büyük kanıtıdır (Van Zyl, 2001).

Lyapunov üssü çekerin komşu iki yörüngesinin ıraksama ya da yakınsama oranının, basitçe söylemek gerekirse, çekerin başlangıç koşullarına hassas bağıllığının ölçüsüdür. Negatif bir Lyapunov üssü yakınsamanın, pozitif bir Lyapunov üssü ise ıraksamanın göstergesidir. Dolayısıyla negatif üs kaotik olmayan çekerleri, pozitif bir üs ise kaotik çekerleri işaret eder. Şekil 2.15'te kaotik bir zaman serisinin Lyapunov üsleri görülmektedir.



Şekil 2.15 Lorenz zaman serisinin Lyapunov üsleri

Üçüncü bölümde YSA, zaman serisi ve deprem kestirim yöntemleri anlatılmaktadır.

3. YAPAY SİNİR AĞLARI VE DEPREMLER

Bu bölümde YSA'nın tanımı, özellikleri, kullanım alanları, işlem birimleri, çok kullanılan ağ yapıları ve YSA kullanarak zaman serisi kestirim yöntemleri ile depremler ve deprem kestirim yöntemleri verilmektedir.

3.1 Yapay Sinir Ağları

YSA, kabaca, canlıların sinir sisteminin matematiksel modelidir. Bu modeli kullanarak belirli bir görevi ya da fonksiyonu canlıların sinir sisteminin yerine getirdiği gibi gerçekleştirir. YSA genellikle elektronik devre elemanları ya da sayısal bir bilgisayarda yazılım yoluyla meydana getirilir.

Daha kapsamlı bir tanımla, YSA, basit işlem birimlerinden oluşan yoğun bir şekilde paralel dağıtılmış, deneysel bilgiyi saklayıp kullanmaya elverişli, uyarlamalı, öğrenme yeteneğine sahip bir işlemcidir.

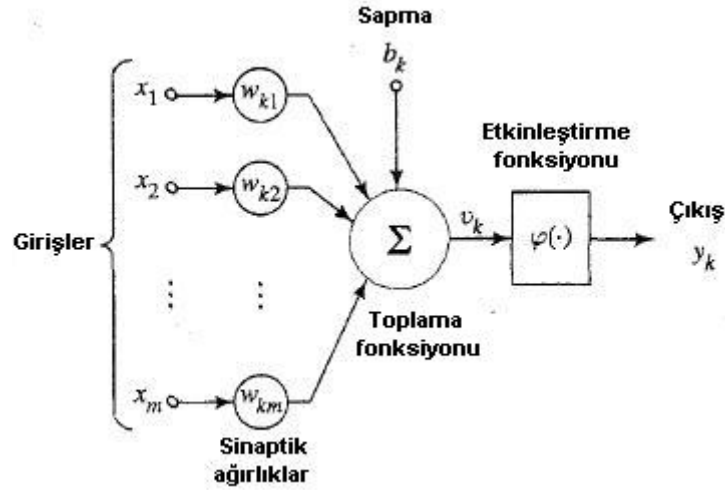
Uyarlamalı yapıları bulundukları ortamdaki değişimlere duyarlı olmalarını sağlar. Bu da işlemsel anlamda sayısal bilgisayarlara karşı en önemli getirilerinden biridir. YSA'nın sayısal bilgisayarlara karşı bir diğer getirisi paralel dağıtılmış yapıları sayesinde aynı anda birden fazla girişi işleyebilmeleridir. Bilindiği gibi sayısal bilgisayarlar seri işleyicilerdir.

YSA doğrusal olmayan bir yapıya da sahip olabilir. Bu sayede doğrusal olmayan dinamik gerçek dünya uygulamalarında kullanılmaları mümkün hale gelir (Yıldırım, 2003). YSA, önceden öğrendiği bilgiyi, bozulmuş giriş verilse bile yeniden üretebilir (Yıldırım, 2003). Bu da yine gerçek dünya uygulamalarında önemi büyük olan gürültü bağıışıklığına sahip yapılarından kaynaklanmaktadır.

İşaret işlemeden patern tanımaya, tıptan finansal ve askeri sistemlere kadar birçok uygulama alanında kullanılırlar. Bunları yaparken fonksiyon yaklaştırma, sınıflama, kümeleme ve çağrışimli bellek yöntemlerini kullanırlar.

3.1.1 İşlem Birimi

YSA birbirleriyle ağırlıklı bağlantılar üzerinden haberleşen basit işlem birimlerinden oluşur. İşlem birimleri (nöronlar) YSA'nın yapıtaşlarıdır. Bir işlem biriminin yapısı Şekil 3.1' de görülmektedir.



Şekil 3.1 İşlem Birimi (Nöron)

Matematisel olarak k'inci işlem birimini Denklem 3.1, 3.2 ve 3.3' deki gibi ifade edebiliriz.

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (3.1)$$

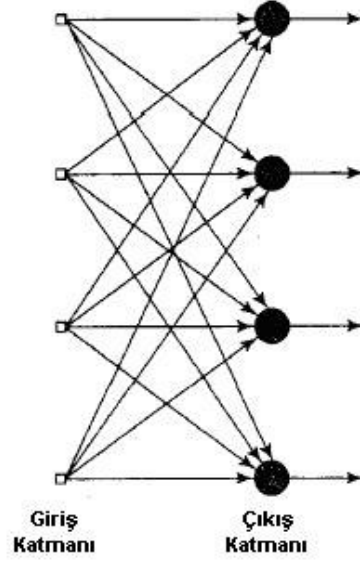
$$v_k = u_k + b_k \quad (3.2)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (3.3)$$

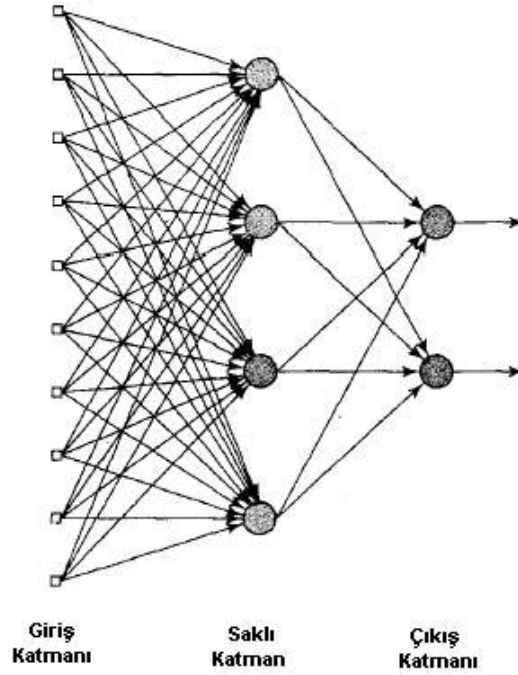
Burada $x_1, x_2, \dots, x_m$ giriş işaretlerini, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$, k'inci işlem biriminin sinaptik ağırlıkları, u_k , giriş işaretlerinin doğrusal birleştirici çıkışı, b_k , sapmayı (bias), φ , etkinleştirme (aktivasyon) fonksiyonunu, y_k ise, işlem biriminin çıkış işaretini temsil etmektedir. Bu yapıda sapma (b_k), dışarıdan gelen herhangi bir etkiyi ifade eder. YSA sinaptik ağırlıkları ve sapma değeri ile çevresindeki değişiklikleri bünyesinde güncelleyerek öğrenme işlemini gerçekleştirir (Haykin, 1999).

3.1.2 Yapay Sinir Ağı Yapıları

YSA yapıları içerdikleri katman sayısı bakımından ikiye ayrılırlar: Tek katmanlı ağlar ve çok katmanlı ağlar. Şekil 3.2 ve 3.3’de sırasıyla tek katmanlı ve çok katmanlı ağ yapıları görülmektedir.

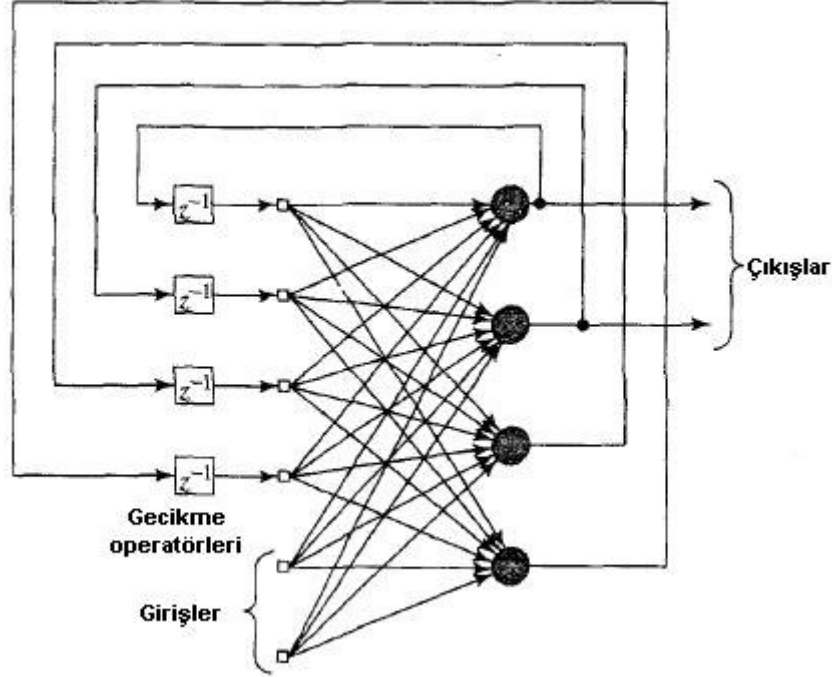


Şekil 3.2 Tek katmanlı ağ yapısı



Şekil 3.3 Çok katmanlı ağ yapısı

İşaretin akışı bakımından da ikiye ayrılırlar: İleri beslemeli ağlar ve geri beslemeli ağlar. Şekil 3.2 ve 3.3' teki ağlar aynı zamanda ileri beslemeli ağlardır. Şekil 3.4' te ise geri beslemeli bir ağ yapısı görülmektedir.



Şekil 3.4 Geri beslemeli ağ yapısı

Çok katmanlı, ileri beslemeli ağlar arasında en çok kullanılanlardan biri Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron, MLP)' dir. MLP, doğrusal olmayan etkinleştirme fonksiyonu ve eğitimde genellikle hatanın geriye yayılması (error backpropagation) algoritmasını kullanır. En az bir saklı katmana sahip olması nedeniyle karmaşık sorunları çözebilir ve doğrusal olmayan yapısı nedeniyle gerçek dünya uygulamaları için aranan ağlardan biridir (Yıldırım, 2003; Haykin, 1999).

Çok kullanılan bir diğer çok katmanlı, ileri beslemeli ağ ise Radyal Temelli Fonksiyon (Radial Basis Function, RBF) Ağı'dır. RBF çok boyutlu bir uzayda eğri uydurma yaklaşımının kullanıldığı bir ağıdır. Bu bakış açısına göre öğrenme, çok boyutlu bir uzayda eğitme verisi için en uygun yüzeyin bulunmasına eşdeğerdir (Yıldırım, 2003; Haykin, 1999).

RBF'in fonksiyon yaklaşırma problemlerinde kullanılan özel bir hali Genelleştirilmiş Regresyon Ağı (Generalised Regression Neural Network, GRNN)'dir. MLP'deki gibi tekrarlı

eğitme işlemine ihtiyaç duymadan giriş ve çıkış arasında, eğitim kümesinden elde ettiği bulgularla herhangi bir fonksiyona yaklaşabilir (Yıldırım, 2003).

Bu üç ağın dışında çok kullanılan diğer ağlara örnek vermek gerekirse, giriş uzayında birbirine yakın olan benzer verileri gruplayıp iki boyutlu haritada yakın birimlere atayan Kendi Kendine Organize Olan Özellik Haritaları (SOM) ve etkinleştirme fonksiyonu eğitim örneklerinin istatistiksel yoğunluk fonksiyonlarından hesaplanan Olasılık Sinir Ağları (PNN) sayılabilir (Yıldırım, 2003).

3.1.3 Zaman Serileri Kestirimine Örnek Çalışmalar

Zaman serilerinin kestirimi bilim dünyasında önemli yeri olan uygulamalardan biridir. Fonksiyon yaklaştırmadaki becerileri YSA'yı zaman serilerinin kestirimi konusunda çekici kılmaktadır. Önceki bölümde bahsettiğimiz YSA yapılarının tamamı kestirimde sıkça kullanılmaktadır.

Bu çalışmalardan birinde MLP ve GRNN ağları su kaynakları mühendislik problemlerinde önemli bir yeri olan hidrolojik verinin kestirilmesinde kullanılmış ve performansları karşılaştırılmıştır. Bir nehirdeki günlük çökelti konsantrasyonu, giriş vektör uzunluğu deneme yanılma yöntemiyle 6 olarak belirlenmiş MLP ve GRNN ağlarıyla kestirilmiş ve GRNN'in çok daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. GRNN'in etkinleştirme fonksiyonu olarak kullandığı radyal temelli fonksiyonun genişlik (spread) değeri giriş vektöründeki değerler arasındaki farktan daha küçük seçilerek ağdan optimum performans alınmıştır (Yıldırım ve diğ., 2002).

Bir diğer çalışmada, yüksek boyutlu dinamik bir sistemin ürettiği 100.000 uzunluklu bir zaman serisi SOM ağları kullanılarak kestirilmiştir. Bu çalışmada giriş vektör uzunluğu 20 olarak belirlenmiş ve 0.39 gibi küçük bir ortalama karesel hatayla kestirim başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir (Lendasse ve diğ., 1998).

Son olarak başka bir çalışmada Japon yeni, Alman markı ve İngiliz sterlini kur değerleri dinamik sinir ağlarıyla kestirilmiştir. Adım adım kestirim yöntemi kullanılarak yapılan çalışmada, kur değerleri değişimi gibi oldukça karmaşık bir problem %56'ya varan oranda bir

başarıyla kestirilmiştir. Bunun da daha önce denenilen MLP ve yinelemeli ağılardan daha başarılı olduğu belirtilmiştir (Li ve diğ., 2003).

3.2 Depremler

Deprem, yerküre içerisindeki kırık düzlemlerinde biriken enerjinin aniden boşalması sonucunda meydana gelen yerdeğiştirme hareketinden kaynaklanan titreşimlerin dalgalar halinde yayılarak geçtikleri ortamları ve yeryüzünü sarsması olayıdır [2].

Depremlerin genel olarak yerkabuğunu oluşturan levhaların sınırlarında olduğu söylenebilir. Bunun dışında yerküre üzerinde oluşan depremlerin adedi, büyüklükleri ve neden oldukları zarar göz önüne alındığında iki ana deprem kuşağından bahsedilebilir. Bunlardan biri yeryüzündeki depremlerin yaklaşık %81'inin meydana geldiği, Büyük Okyanusu çevreleyen Pasifik Deprem Kuşağı'dır. Diğeri ise, depremlerin %17'sinin olduğu, Cebelitarık'tan Endonezya adalarına uzanan ve Türkiye'nin de içinde bulunduğu Akdeniz-Himalaya Deprem Kuşağı'dır [1].

Deprem büyüklüğü (magnitüd), yukarıda bahsedilen kırık düzleminin boyutuna, dolayısıyla ortaya çıkan enerjinin düzeyine bakılarak hesaplanır. Ancak deprem büyüklüğünü belirlerken tüm ölçek için tek bir yöntemin kullanılması mümkün değildir. Belirli bir yöntem belirli bir büyüklük aralığında ve belirli uzaklıktaki depremler için geçerliken, daha büyük veya daha uzak depremler için daha farklı yöntemler kullanmak gerekir [1].

Büyüklüğü ölçmek için beş farklı yöntem, dolayısıyla beş farklı büyüklük ölçüsü vardır. Bunlar süreye bağlı büyüklük (Md), yerel büyüklük (MI), yüzey dalgası büyüklüğü (Ms), cisim dalgası büyüklüğü (Mb) ve moment büyüklüğüdür (Mw).

3.2.1 Deprem Kestirim Yöntemleri

Depremlerin önceden belirlenmesinde kullanılan jeolojik, jeofiziksel, jeokimyasal yöntemler ve gözlenen olaylardan bazıları şunlardır: Yerkabuğu biçim değişiklikleri, eğim değişimi, öncü depremler, *microzoning*, odak derinliği, fay sürünmesindeki değişim, deprem dalga hızları, yer manyetik alanındaki değişimler, öz direnç, doğal elektrik alan, yeraltı su düzeyi,

kuyu ve kaynak sularında radon gazı oranı, petrol kuyularında verim değişimi, yeraltı suyu içeriğindeki değişimler, *tsunami*, sudaki kimyasal değişimlerin izlenmesi [1].

Bunların dışında istatistiksel yöntemleri, bazı hayvan ve bitki davranışlarını, deprem bulutları denen meteorolojik kavramları esas alan yöntemler de depremlerin önceden belirlenmesinde kullanılmıştır.

Depremlerden birkaç gün/hafta önce, depremlerin gerçekleştiği yerlerin yakınlarında yeryüzündeki radon gazı miktarının ciddi oranlarda arttığı gözlenmiştir. Marmara Bölgesi'ndeki radon gazı gözlem istasyonlarında bu teoriyi destekleyecek çok sayıda tutarlı ölçüm yapılmıştır. Ancak radon gazının tüm depremler öncesinde aynı davranışı göstermediği de kaydedilmiştir. Bu durumun bazı jeolojik nedenleri olduğu gibi gözlem istasyonunun depremin merkez üssüne olan uzaklığı ve büyüklüğü de başarısız sonucun nedenlerindendir. İstasyon sayısının artırılmasıyla başarı oranının da artacağı rahatlıkla söylenebilir (İnan, 2003).

Kırık gerginliğindeki değişimin yüzeyde yarattığı elektrostatik değişimi hassas bir şekilde ölçmek için tek kutuplu bir elektrik alan sondası geliştirilmiştir. Bu ilkeyi kullanan VAN yöntemi, deprem kestirimi araştırmalarında kullanılmıştır. VAN yönteminde, yer kabuğundaki farklı noktalara yerleştirilen elektrotlarla elektriksel gerilim farkları ölçülmüştür. Marmara bölgesinde konuşlandırılan 11 veri toplama istasyonu ve bir veri işleme merkezi ile yapılan çalışmalar sonucunda, günlük normal davranışlardan rahatça ayırt edilebilen düzensizlikler içeren işaret paternleri, 4 şiddetinden büyük ve en yakın istasyona 150 km.'den az uzaklıkta gerçekleşen depremlerin %65'inde gözlenmiştir [13].

Dördüncü bölümde üzerinde çalışılan zaman serilerinin kaos analizi ve YSA uygulamaları anlatılmaktadır.

4. KAOS ANALİZİ ve YAPAY SİNİR AĞI UYGULAMALARI

Bu bölüm verilerin kaos analizinin ve YSA uygulamalarının anlatıldığı iki alt bölümden oluşmaktadır. Her alt bölümün sonunda ilgili alt bölümün sonuçları özetlenmiştir.

4.1 Kaos Analizi

Bu bölümde, çalışmada kullanılan verilerin kaos analizi yapılmıştır. Zaman serisi grafikleri, karşılıklı bilgi, en yakın yanlış komşular yöntemi, sahte evre uzayı, ilişki boyutu, güç spektrumu, özilişki fonksiyonu ve Lyapunov üsleri değerlendirilerek verilerin kaotik olup olmadığı belirlenmeye çalışılmıştır.

4.1.1 Veri Kümesi

Bu çalışmada veri kümesi olarak 1971 öncesi kayıtlarda eksikler olduğundan 1971–2005 yılları arasındaki deprem büyüklükleri (M_d veya M_l) kullanılmıştır. Veriler, Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi İnternet sitesinden alınmıştır [1]. Veriler, farklı örnekleme frekanslarına, bölge ve fay koordinatlarına göre yeniden düzenlenmiştir. Bunun sonucunda günlük, haftalık, aylık örnekleme frekanslarına bağlı, belirli bir fayın ve belirli bir bölgenin koordinatlarından elde edilen farklı yapıdaki veriler ortaya çıkmıştır. Bunun yapılmasının nedeni farklı istatistiksel özellikler gösteren verilerin kaos analizinde, YSA'nın eğitilmesinde ve testinde nasıl sonuçlar doğuracağını belirlemektir.

İstanbul ve çevresini kapsayan veride örnekleme kullanılmamıştır. Bu veri 1997 – 2003 yılları arasındaki deprem büyüklüklerinin ardışık olarak dizilmesiyle elde edilmiştir. Bu veri için kaos analizi yapılmamış, sadece YSA uygulamaları gerçekleştirilmiştir (Fırat, 2005).

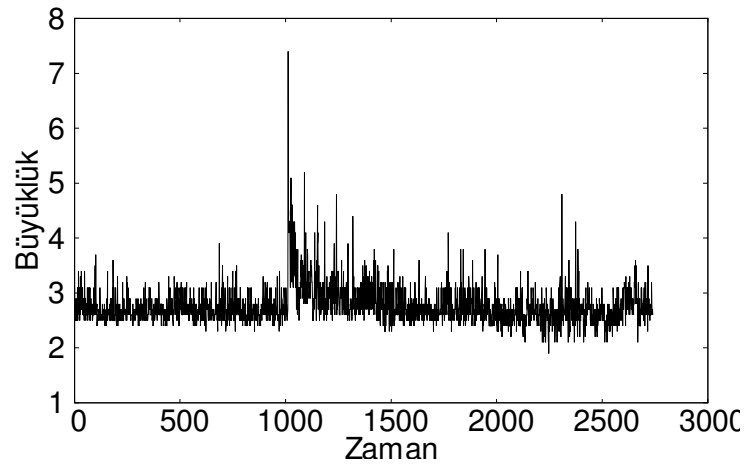
Belirli bir gün, hafta veya ayda gerçekleşmiş en büyük deprem söz konusu gün, hafta ya da ayın örnek değeri olarak seçilmiştir. Deprem aktivitesinin görülmediği gün, hafta ya da ayda söz konusu gün, hafta ya da ayın örnek değeri sıfır alınmıştır. Böylelikle verinin zaman boyutunda üniform dağılımlı olması sağlanmıştır.

Günlük, haftalık ve aylık bazda düzenlenmiş veride $27^\circ - 30^\circ$ Doğu boylamlarıyla $40^\circ 30' - 41^\circ$ Kuzey enlemleri arasındaki sismik açıdan aktif bölgede meydana gelmiş depremlerin

büyüklikleri kullanılmıştır. Fay bazındaki veride 29° - 30° Doğu boylamları ile $40^{\circ} 37' - 40^{\circ} 44'$ Kuzey enlemleri arasında kalan fayda her gün meydana gelmiş depremlerin büyüklükleri kullanılmıştır. İstanbul ve çevresinde meydana gelen depremler ise $28^{\circ} - 30^{\circ}$ Doğu boylamları ile $40^{\circ} - 42^{\circ}$ Kuzey enlemleri arasında kalan bölgeden elde edilmiştir.

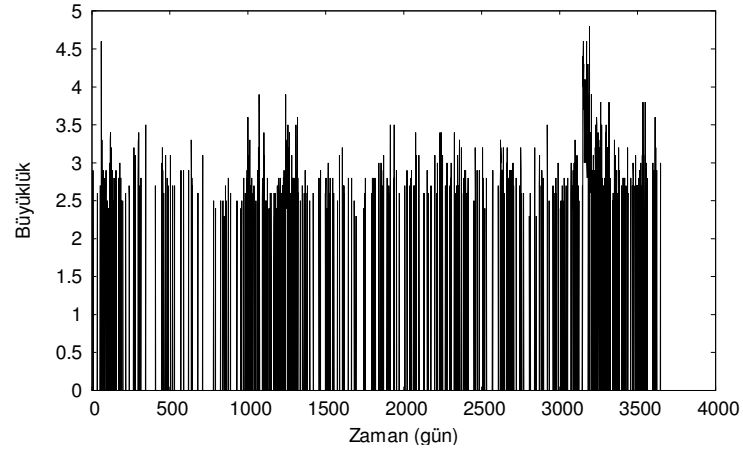
4.1.2 Kullanılan Zaman Serilerinin Genel Özellikleri

Şekil 4.1' de 1997-2003 yılları arasında İstanbul ve çevresinde gerçekleşmiş depremlerin zaman grafiği görülmektedir. Elde edilen zaman serisi 2740 adet 1,9 ile 7,4 arasındaki değerden oluşan, 2,7585 ortalama değere sahip, 0,3338 standart sapmalı bir veridir.



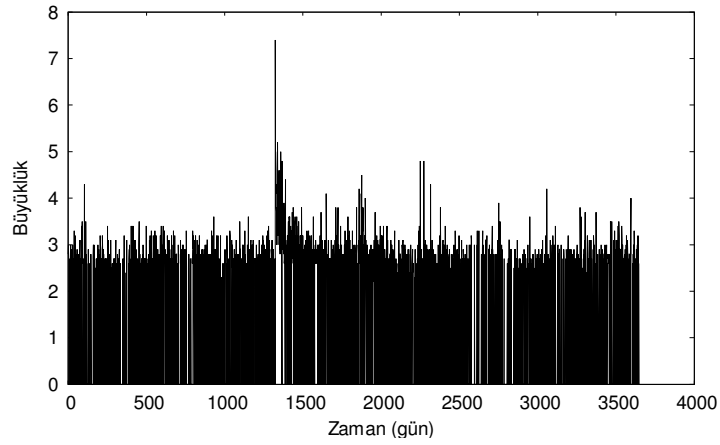
Şekil 4.1 İstanbul ve çevresinde gerçekleşmiş depremlerden oluşturulan zaman serisi (Zaman koordinatı üniform dağılımlı değildir, bir başka deyişle zaman serisi 1997-2003 arasında söz konusu bölgede gerçekleşmiş depremlerin art arda dizilmesiyle oluşturulmuştur.)

Şekil 4.2'de 1991-2000 yılları arasındaki günlerde gerçekleşmiş (fay bazında) depremlerin zaman grafiği görülmektedir. Elde edilen zaman serisi 3652 adet 0 ile 4,8 arasındaki değerden oluşan, 0,4406 ortalama değere sahip, 1,0455 standart sapmalı bir veridir.



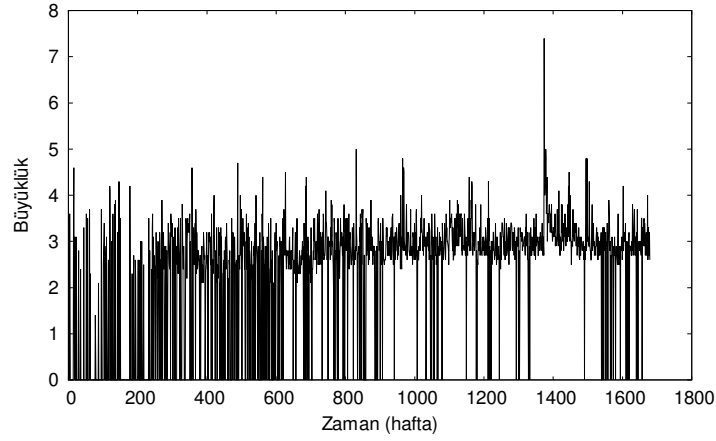
Şekil 4.2 Fay bazında düzenlenmiş zaman serisi

Şekil 4.3' te 1996-2005 yılları arasındaki günlerde gerçekleşmiş depremlerin zaman grafiği görülmektedir. Zaman serisi 3653 örnekten, 0 ile 7,4 arasında değerlerden oluşan, 1,1861 ortalamalı, 1,4277 standart sapmalı bir seridir.



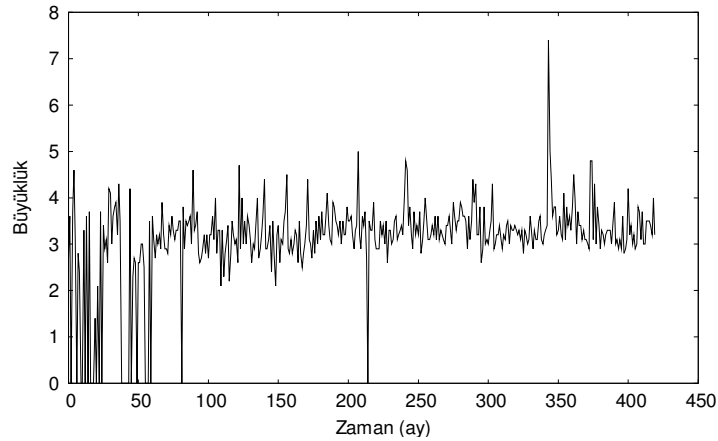
Şekil 4.3 Gün bazında düzenlenmiş zaman serisi

Şekil 4.4' de 1971-2005 yılları arasındaki haftalarda gerçekleşmiş depremlerin zaman grafiği görülmektedir. Bu serinin uzunluğu 1680, değer aralığı 0-7,4, ortalama değeri 2,2993, standart sapması 1,3245'tir.



Şekil 4.4 Hafta bazında düzenlenmiş zaman serisi

Şekil 4.5’ de 1971-2005 yılları arasındaki aylarda gerçekleşmiş depremlerin zaman grafiği görülmektedir. Bu serinin uzunluğu 420, değer aralığı 0-7,4, ortalama değeri 3,1071, standart sapması 0,9424’tür.

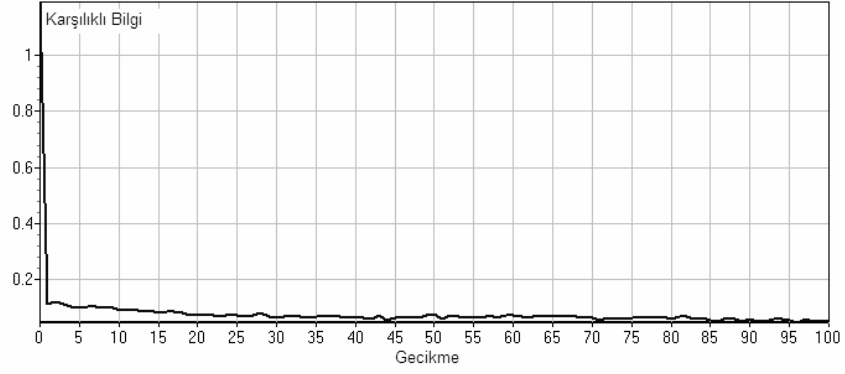


Şekil 4.5 Ay bazında düzenlenmiş zaman serisi

4.1.3 Karşılıklı Bilgi

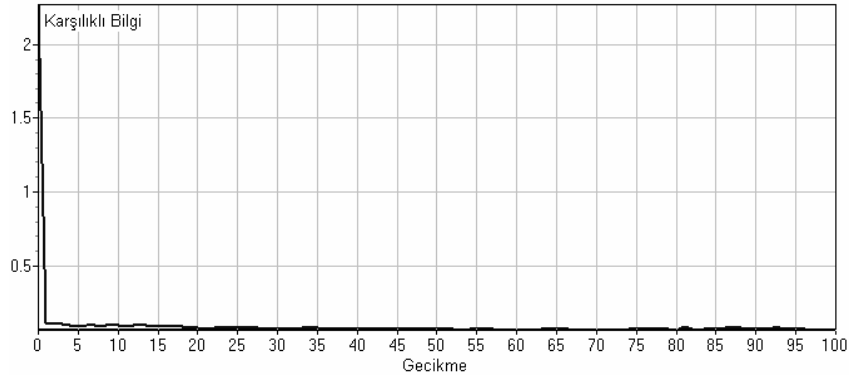
İkinci bölümde bahsedildiği gibi özilişki fonksiyonu ve bu fonksiyonun doğrusal olmayan ilişkileri de hesaba katan benzeri karşılıklı bilgi kaotik sistemlerde hemen sıfıra yakınsar, diğer bir deyişle zaman serisinin gelecek değerleriyle geçmiş değerlerinin ilişkili olmadığını gösterir. Bu da doğrusal olmayan kaotik sistemleri deterministik sistemlerden ayıran özelliklerden biridir. Şekil 4.6’ da fay bazındaki verinin karşılıklı bilgi grafiği görülmektedir. Grafiğin verinin bu özelliğine işaret ettiği kolayca görülmektedir.

Karşılıklı bilgiyi kullanmamızın asıl amacı, evre uzayını oluşturmak için gerekli olan optimum gecikme değerinin belirlenmesidir. İkinci bölümde bahsettiğimiz karşılıklı bilgi fonksiyonunun ilk minimumdaki değeri optimum gecikme olarak alınır. Fay bazındaki veri için bu değer 1'dir.



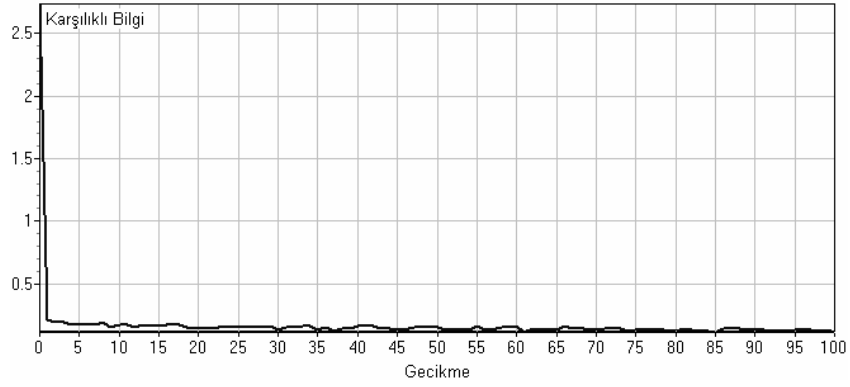
Şekil 4.6 Fay bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği

Şekil 4.7' de gün bazındaki verinin karşılıklı bilgi grafiği görülmektedir. Gün bazındaki veri için optimum gecikme değeri 5'tir.



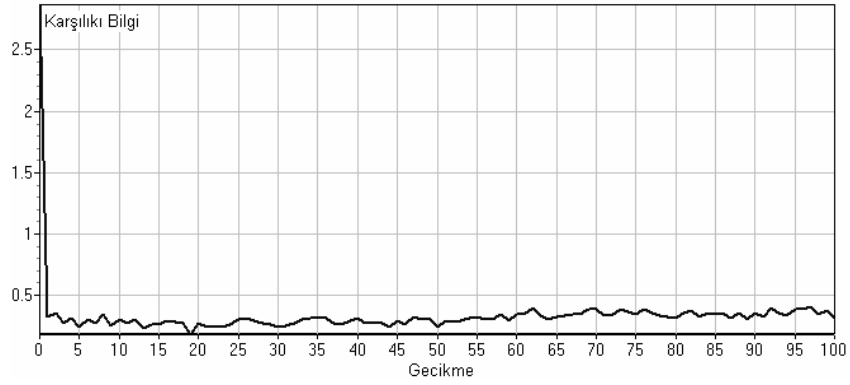
Şekil 4.7 Gün bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği

Şekil 4.8' de hafta bazındaki verinin karşılıklı bilgi grafiği görülmektedir. Bu veri için optimum gecikme değeri 4'tür.



Şekil 4.8 Hafta bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği

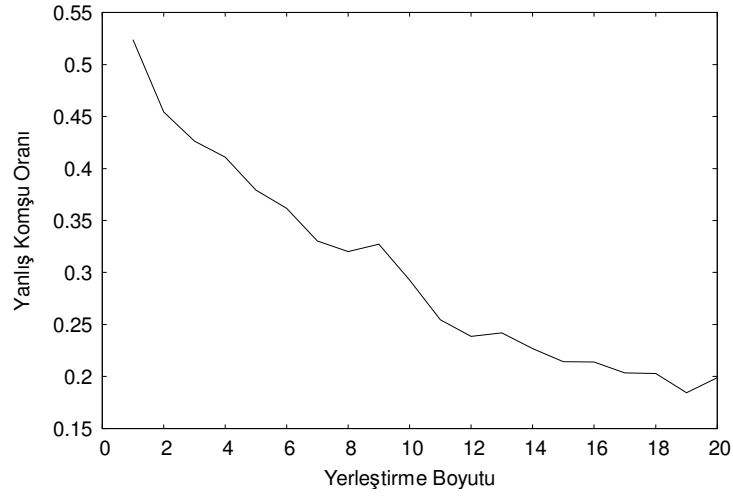
Şekil 4.9' da ay bazındaki verinin karşılıklı bilgi grafiği görülmektedir. Bu veri için optimum gecikme değeri 1'dir.



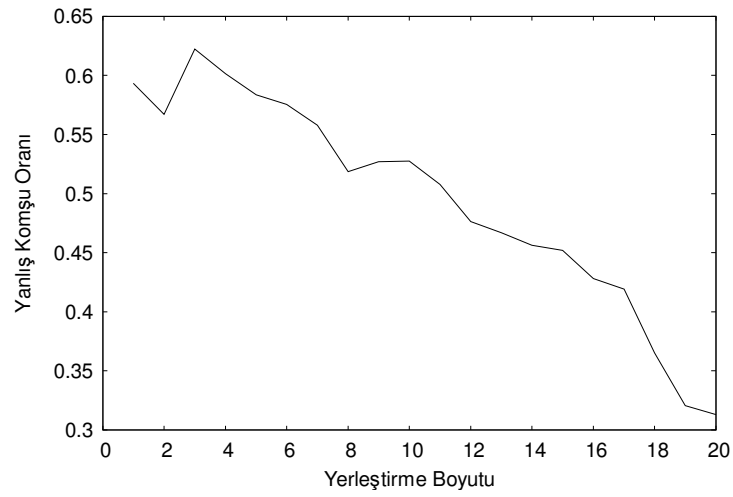
Şekil 4.9 Ay bazındaki zaman serisinin karşılıklı bilgi grafiği

4.1.4 En Yakın Yanlış Komşular

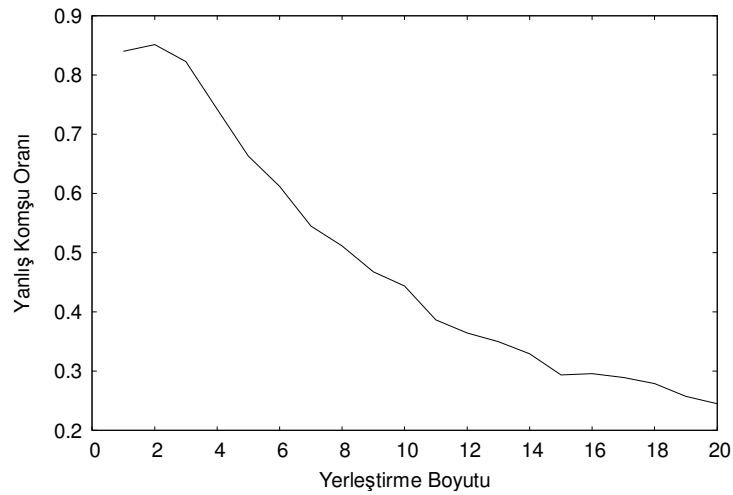
Yanlış en yakın komşular yöntemi en uygun yerleştirme boyutunu bulmak için kullanılan yöntemlerden biridir. İkinci bölümde bahsettiğimiz gibi bu boyut sahte evre uzayının da boyutudur. Yanlış komşu oranının ihmal edilebilir seviyedeki değeri yerleştirme boyutu olarak seçilebilir. Şekil 4.10, 4.11, 4.12 ve 4.13'te sırasıyla fay, gün, hafta ve ay bazındaki zaman serilerinin yanlış komşu oranı grafikleri görülmektedir. Grafiklerden görülebileceği gibi yanlış komşu oranları oldukça yüksektir. Bu da, sahte evre uzayını belirlemeyi zorlaştırmaktadır. Grafiklerden görülebilecek bir diğer nokta da verilerin düşük boyutlu dinamikler içermediğidir. Bir diğer deyişle zaman serilerini üreten sistemin sahte evre uzayını görsel (2 ya da 3 boyutlu) hale getirdiğimizde karşımıza çarpıcı bir yapı çıkmayabilir.



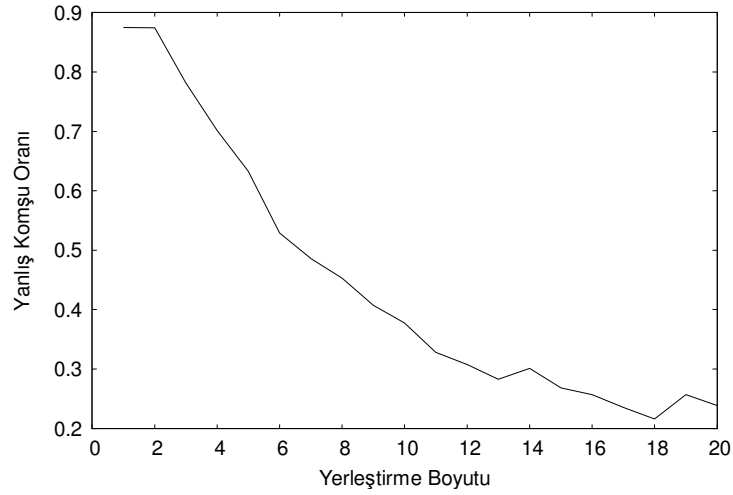
Şekil 4.10 Fay bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği



Şekil 4.11 Gün bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği



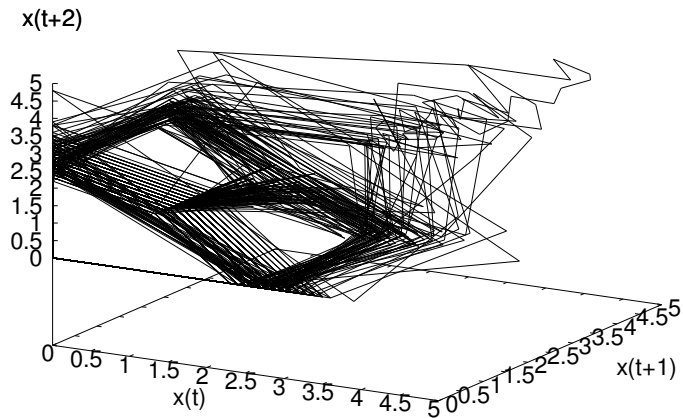
Şekil4.12 Hafta bazındaki zaman serisinin en yakın yanlış komşu grafiği



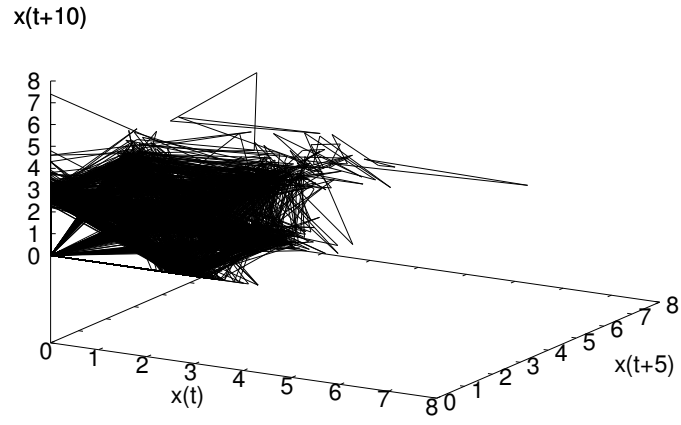
Şekil 4.13 Ay bazındaki zaman serisinin en yakın yanlışı komşu grafiği

4.1.5 Sahte Evre Uzayı

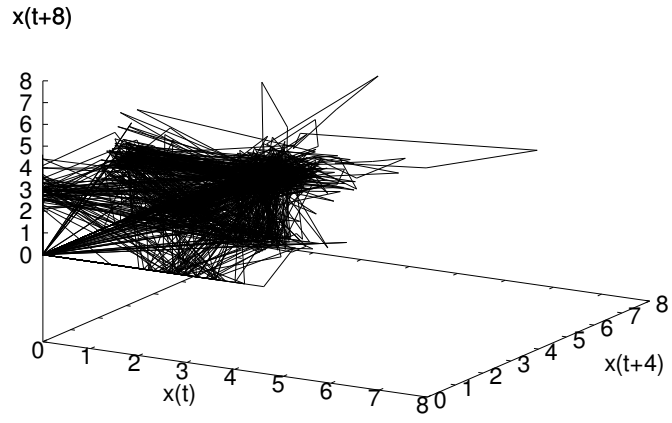
Şekil 4.14, 4.15, 4.16 ve 4.17’de sırasıyla fay, gün, hafta ve ay bazındaki verilerin 3 boyutlu sahte evre uzayı grafikleri görülmektedir. Koordinatlar zaman serisi ve zaman serisinin gecikmiş hallerini temsil etmektedir. Gecikme değerleri karşılıklı bilgi grafiklerinden elde edilen optimum gecikme değerleridir. Önceki bölümde de belirttiğimiz gibi zaman serilerini üreten sistemlerin boyutları düşük olmadığından, 3 boyutlu sahte evre uzayları çok çarpıcı yapılar ortaya koymamaktadır. Ancak, en azından, üzerinde çalıştığımız sistemlerin yörüngelerinin, rasgele sitemlerin, sahte evre uzayının neredeyse tamamını kapsayan yörüngelerine kıyasla daha düzenli bir yapıya sahip olduğu görülmektedir.



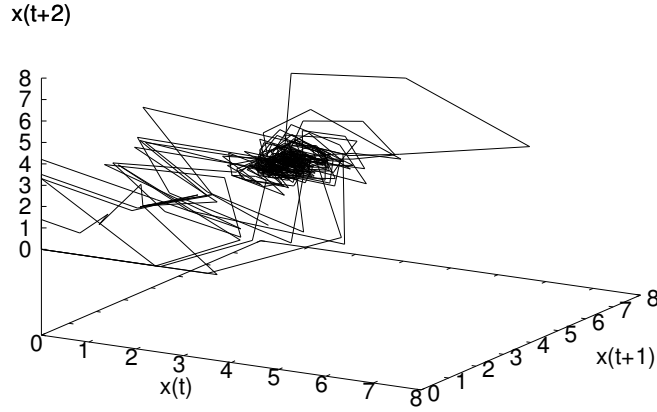
Şekil 4.14 Fay bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı



Şekil 4.15 Gün bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı



Şekil 4.16 Hafta bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı

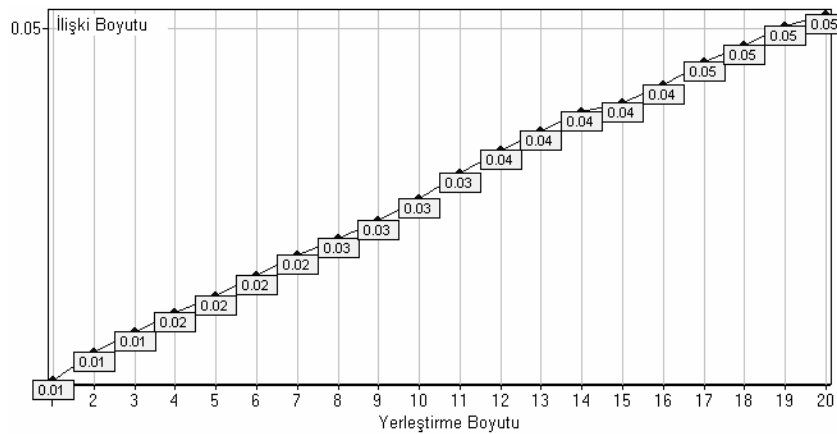


Şekil 4.17 Ay bazındaki zaman serisinin üç boyutlu sahte evre uzayı

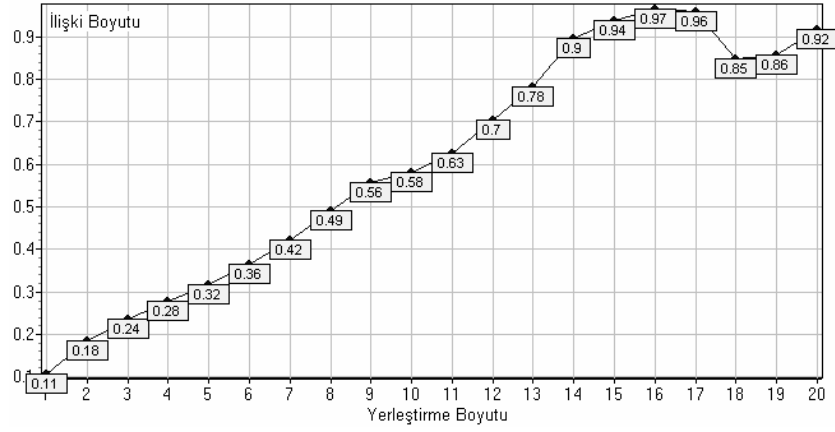
4.1.6 İlişki Boyutu

Şekil 4.18, 4.19, 4.20 ve 4.21’de sırasıyla fay, gün, hafta ve ay bazındaki zaman serilerinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafikleri görülmektedir. Tüm grafiklerde ilişki boyutları kesirli sayılardır. Daha önce belirttiğimiz gibi kaotik işaretlerin ilişki boyutları kesirlidir.

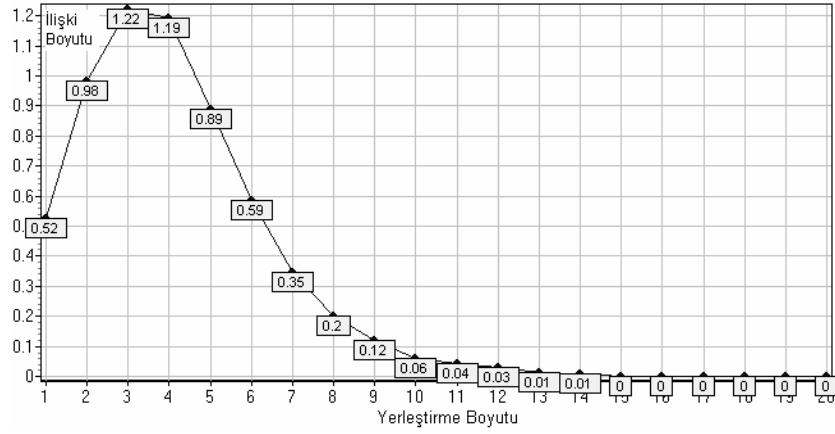
İkinci olarak, hatırlayacağımız gibi yine kaotik sistemlerde yerleştirme boyutu arttıkça ilişki boyutu da artar, bir süre sonra ise belirli bir değere yakınsardı. Şekil 4.19, 4.20 ve 4.21’ de (gün, hafta ve ay bazındaki zaman serilerinde) böyle bir eğilim gözlenmektedir. Bu üç serinin aksine Şekil 4.18’ deki grafik (fay bazındaki zaman serisi) belirli bir değere yakınsama eğilimi göstermiyor.



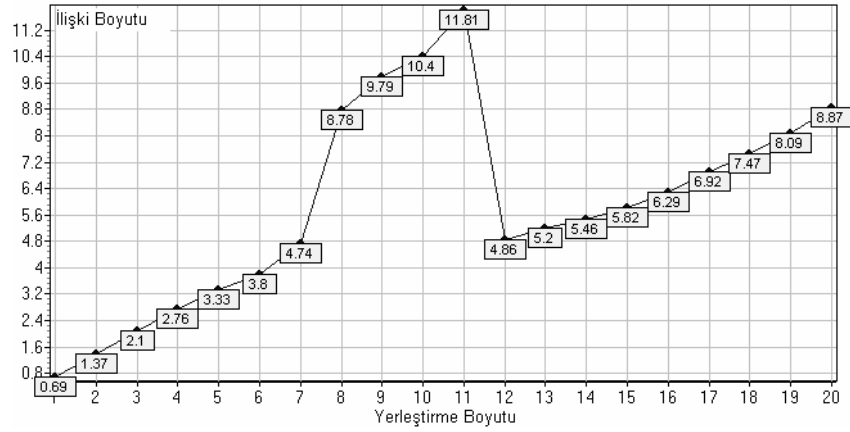
Şekil 4.18 Fay bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği



Şekil 4.19 Gün bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği



Şekil 4.20 Hafta bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği

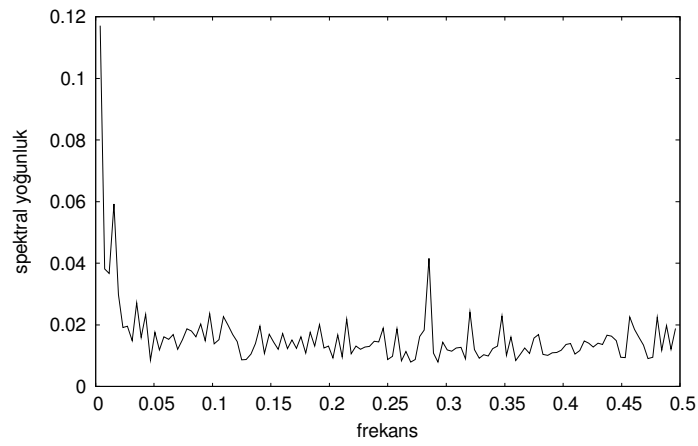


Şekil 4.21 Ay bazındaki zaman serisinin ilişki boyutu – yerleştirme boyutu grafiği

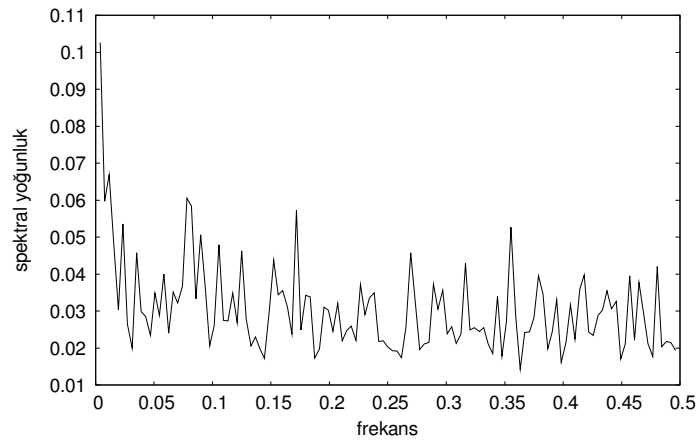
4.1.7 Güç Spektrumu

Şekil 4.22, 4.23, 4.24 ve 4.25’de sırasıyla fay, gün, hafta ve ay bazındaki zaman serilerinin güç spektrumları görülmektedir. Grafiklerden de anlaşılabileceği gibi hiçbir zaman serisi periyodik değildir.

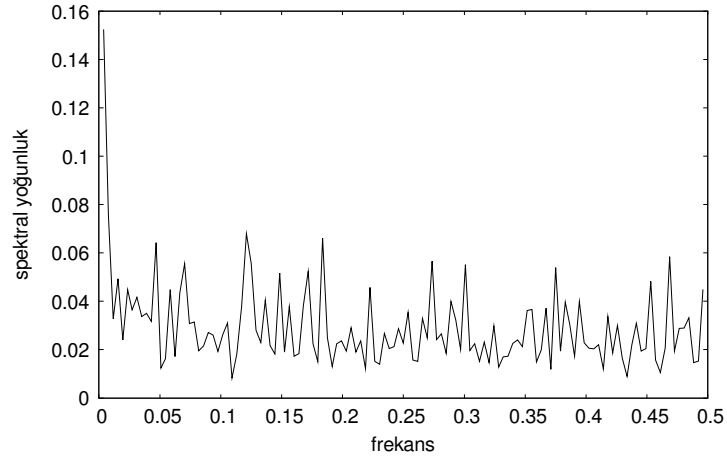
Kaotik ve rasgele işaretlerin güç spektrumlarının geniş bantlı olduğunu daha önce belirtmiştik. Ancak geniş bantlı güç spektrumuna bakarak işaretin kaotik mi rasgele mi olduğunu ayırt etmek mümkün değildir.



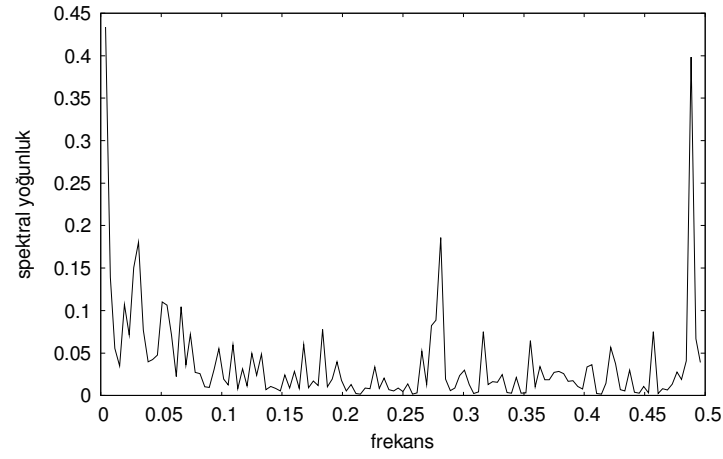
Şekil 4.22 Fay bazındaki zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)



Şekil 4.23 Gün bazındaki zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)



Şekil 4.24 Hafta bazındaki zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)

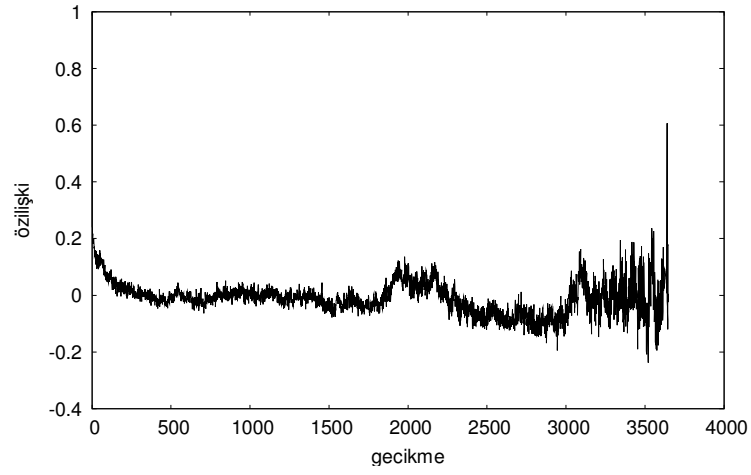


Şekil 4.25 Ay bazındaki zaman serisinin güç spektrumu (frekans birimi: Hz)

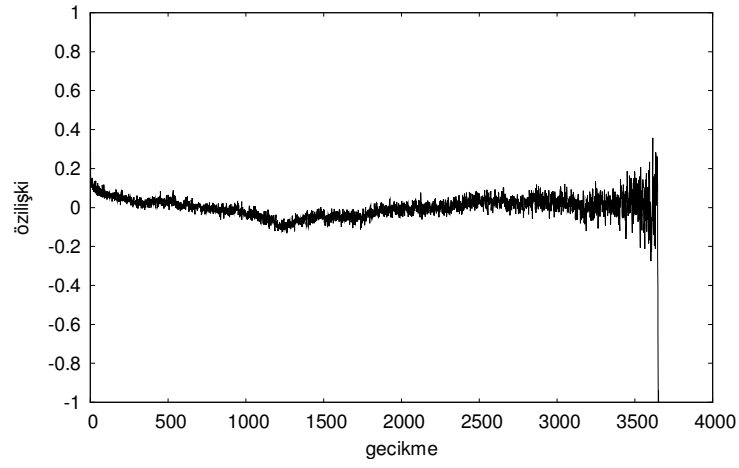
4.1.8 Özilişki

Şekil 4.26, 4.27, 4.28 ve 4.29' da sırasıyla fay, gün, hafta ve ay bazındaki zaman serilerinin ilişki tabloları görülmektedir. İkinci bölümde belirttiğimiz gibi kaotik ve rasgele işaretlerin ilişki tablosu grafikleri hemen sıfıra yakınsar. Bu da, doğal olarak, kaotik ve rasgele zaman serilerinin geçmiş ve gelecek değerleri arasındaki ilişkinin zayıf olduğunun göstergesidir.

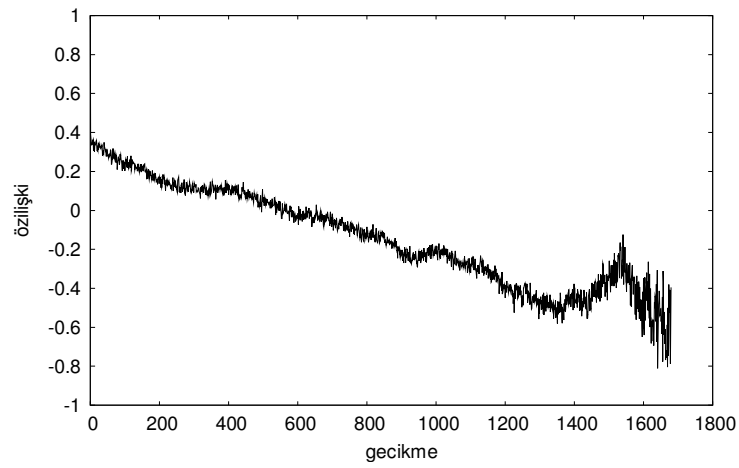
Grafiklerden de görülebileceği gibi, tüm zaman serilerinin ilişki tablosu grafikleri hemen sıfıra yakınsamaktadır. Ancak grafiklerdeki dalgalanma ve anomalilerden ötürü işaretlerin kaotik mi rasgele mi olduğunun belirlenmesi olası görünmemektedir.



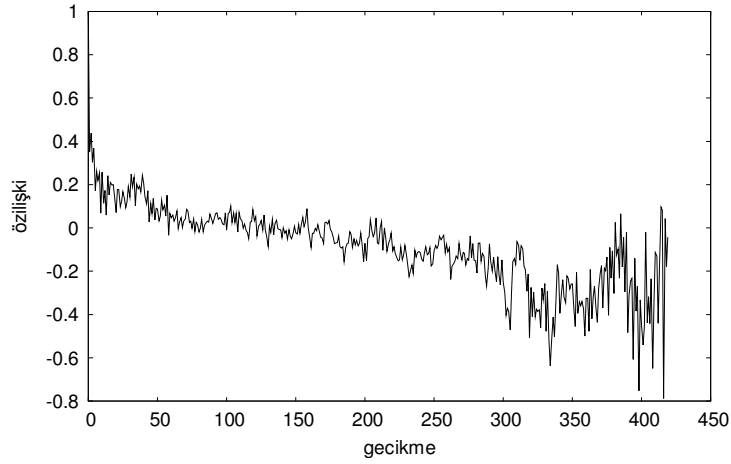
Şekil 4.26 Fay bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu



Şekil 4.27 Gün bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu



Şekil 4.28 Hafta bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu



Şekil 4.29 Ay bazındaki zaman serisinin ilişki tablosu

4.1.9 Lyapunov Üsleri

Lyapunov üsleri, doğrusal olmayan dinamik bir sistemin başlangıç koşullarına hassas bağıllığının ölçüsüdür. Bir sistemin en az bir tane pozitif Lyapunov üssüne sahip olması söz konusu sistemin kaotik olduğunun en önemli göstergesidir.

Bir sistem için, sistemin yerleştirme boyutu kadar Lyapunov üssü hesaplanabilir. Çizelge 4.1, 4.2, 4.3 ve 4.4’ de sırasıyla fay, gün, hafta ve ay bazındaki zaman serilerinin bazı yerleştirme boyutları için hesaplanmış Lyapunov üslerinden ilk üçü görülmektedir.

Fay bazındaki verinin çok yüksek yerleştirme boyutları için bile pozitif bir üsse sahip olmadığı görülmektedir. Dolayısıyla bu zaman serisinin kaotik olduğunu söylemek mümkün değildir.

Diğer üç veri için ise, tablolardan da görüldüğü gibi, farklı yerleştirme boyutları için birden fazla pozitif Lyapunov üssü bulunmaktadır. Bu zaman serilerinin kaotik olduğunun en büyük göstergesi budur.

Çizelge 4.1 Fay bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü

Yerleştirme Boyutu	λ_1	λ_2	λ_3
46	-0.003	-0.003	-0.002
48	-0.003	-0.003	-0.003
49	-0.002	-0.002	-0.003
50	-0.002	-0.002	-0.002

Çizelge 4.2 Gün bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü

Yerleştirme Boyutu	λ_1	λ_2	λ_3
18	0.005	0.004	0.001
20	0.006	0.005	0.002
22	0.006	0.006	0.003
23	0.004	0.006	0.005

Çizelge 4.3 Hafta bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü

Yerleştirme Boyutu	λ_1	λ_2	λ_3
11	0.005	-0.009	-0.017
20	0.008	0.005	0.004
25	0.014	0.011	0.008
30	0.017	0.017	0.013

Çizelge 4.4 Ay bazındaki zaman serisinin ilk üç Lyapunov üssü

Yerleştirme Boyutu	λ_1	λ_2	λ_3
6	0.075	0.003	-0.082
13	0.157	0.089	0.063
17	0.295	0.156	0.114
18	0.404	0.202	0.126

4.1.10 Kaos Analizi Sonuçları

Verilerin kaotik olup olmadığını belirleyebilmek için, Lyapunov üslerine, ilişki boyutuna, güç spektrumuna ve özilişki fonksiyonlarına bakabiliriz.

Fay bazındaki verinin çok yüksek yerleştirme boyutları için bile pozitif bir Lyapunov üssüne sahip olmadığını bir önceki bölümde görmüştük. Ayrıca ilişki boyutu da belirli bir değere yakınsama eğilimi göstermemişti. Güç spektrumunun geniş bant olması ve özilişki fonksiyonunun hemen sıfıra yakınsaması bu verinin kaotik olduğunu söylemek için yeterli değildir.

Gün bazındaki veri pozitif Lyapunov üslerine sahiptir. İlişki boyutu az da olsa belli bir değere yakınsama eğilimi göstermektedir. Güç spektrumu geniş banttır. Özilişki fonksiyonu da diğer veriler kadar hızlı olmasa da sıfıra yakınsamaktadır. Dolayısıyla, elimizde bu verinin kaotik olduğunu söyleyebileceğimiz sonuçlar mevcuttur.

Hafta bazındaki zaman serisi de farklı yerleştirme boyutları için pozitif Lyapunov üslerine sahiptir. İlişki boyutu belli bir değere yakınsamaktadır. Güç spektrumu geniş banttır. Özilişki

foksiyonu, çok hızlı olmasa da sifıra yakınsamaktadır. Eldeki sonuçlardan hareketle bu verinin de kaotik olduğunu söyleyebiliriz.

Ay bazındaki veri de pozitif Lyapunov üslerine sahiptir. Bunun yanında bu verinin Lyapunov üsleri diğerlerinininkinden çok daha büyüktür. Bunun anlamı ıraksamanın daha belirgin olması, dolayısıyla başlangıç koşullarına daha hassas bağlılıktır. İlişki boyutu belli bir değere yakınsama eğilimi göstermektedir. Güç spektrumu geniş banttır. Özilişki foksiyonu hemen sifıra yakınsamaktadır. Bu sonuçlara göre ay bazındaki verinin de kaotik olduğunu söyleyebiliriz.

4.2 Yapay Sinir Ağı Uygulamaları

Bu bölümde, çalışmada kullanılan ağ yapıları, farklı veriler ile farklı YSA yapılarının eğitme ve test sonuçları ve bu sonuçların değerlendirmesi verilmektedir.

4.2.1 Kullanılan Yapay Sinir Ağı Yapıları

Bu çalışmada kullanılan ağlar, MLP, RBF ve GRNN'dir. Kullanılan üç ağ da bir tane saklı katmana sahip ileri beslemeli ağlardır. Şekil 4.30'da kullanılan bu üç ağın yapıları görülmektedir. Her bir ağın giriş katmanı boyutları, ideal olarak yerleştirme boyutunun bir eksiği olarak alınmıştır (Ablameyko ve diğ., 2003). Ancak farklı değerlerle de denemeler yapıp ağların performansı gözlenmiştir. Girişler ağlara, eğitme ve test kolaylığı açısından 0 ile 1 arasında ölçeklenmiş olarak verilmiştir. Saklı katmanda da farklı sayılarda işlem birimi kullanılmıştır. Çıkış katmanı tek bir değer kestirildiğinden bir işlem biriminden oluşmaktadır.

MLP ağında giriş katmanı ile saklı katman arasındaki dönüşümde doğrusal olmayan, minimum değeri 0 maksimum değeri 1 olan logaritmik sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır. Saklı katman ile çıkış katmanı arasında ise doğrusal etkinleştirme fonksiyonu kullanılmıştır. Eğitme algoritması olarak Levenberg – Marquardt geriye yayılma algoritması kullanılmıştır.

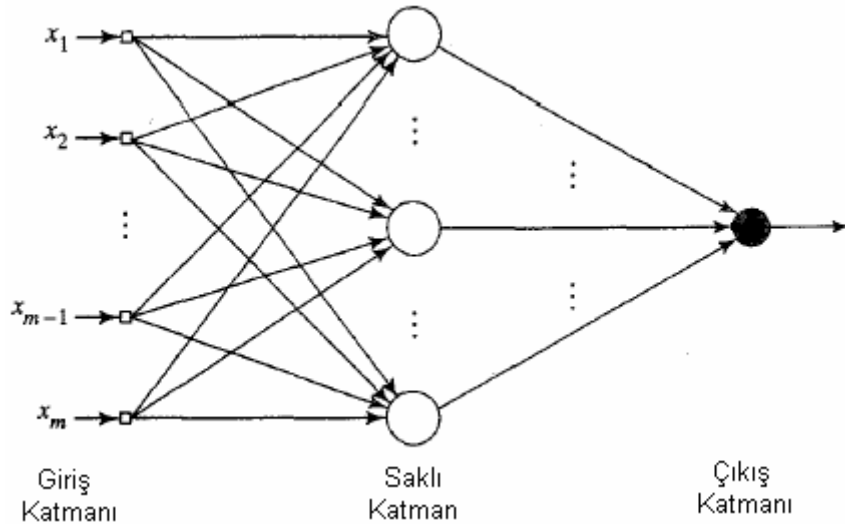
RBF ağında giriş katmanı ile saklı katman arasındaki dönüşümde doğrusal olmayan, saklı katman ile çıkış katmanı arasında doğrusal etkinleştirme fonksiyonu kullanılmıştır. Doğrusal olmayan etkinleştirme foksiyonu olarak radyal temelli Gauss fonksiyonu kullanılmıştır. Bu

noktada, eğitme ve test başarısı için çok önemli olan, fonksiyonun genişlik değeri, farklı değerler kullanılarak ağıın başarısı optimum seviyeye getirilmeye çalışılmıştır.

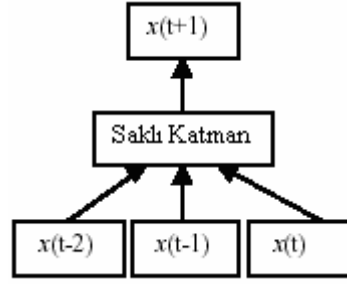
RBF'in fonksiyon yaklaştırma problemleri için kullanılan özel bir hali olan GRNN ağıında yine giriş katmanı ile saklı katman arasındaki dönüşümde doğrusal olmayan, saklı katman ile çıkış katmanı arasında doğrusal etkinleştirme fonksiyonu kullanılmıştır. Doğrusal olmayan etkinleştirme fonksiyonu olarak radyal temelli Gauss fonksiyonu kullanılmıştır. Yine RBF'de olduğu gibi farklı genişlik değerleri kullanılarak optimum ağ performansı elde edilmeye çalışılmıştır.

Giriş vektörü farklı uzunluklu seçilerek her bir giriş için bir sonraki çıkış değeri ağa öğretilmiştir. Örneğin, 3 uzunluklu giriş vektörü için 3 deprem büyüklüğü ağa girilmiş, bir sonraki depremin büyüklüğü ise eğitme/test hedefi olarak kullanılmıştır. Bu durum Şekil 4.31'de gösterilmiştir.

Eğitme başarısı hesaplanırken gerçek değerin ve kestirilen değerin aynı olması şartı koşulmuştur. Test başarısı hesaplanırken ise %10'luk bir hata payı kabul edilmiştir. Bir başka deyişle, gerçek değeri 3,0 olan bir büyüklük %10'luk yanılma payıyla kestirildiğinde (2,7 – 3,3 arası), bu doğru kabul edilmiştir.



Şekil 4.30 MLP, RBF, GRNN yapıları



Şekil 4.31 Zaman serisi kestirimi için kullanılan üç girişli yapı

4.2.2 Uygulamalar

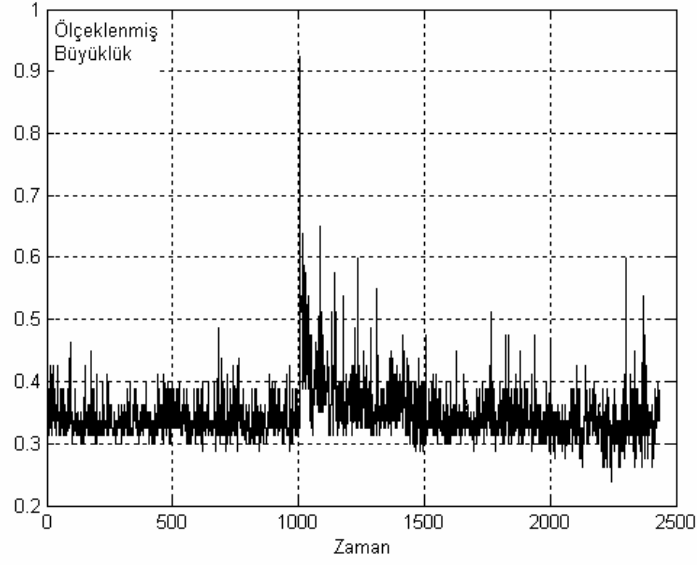
Bu bölümde herbir veri için uygulama sonuçları verilmektedir.

4.2.2.1 İstanbul ve Çevresini Kapsayan Veri

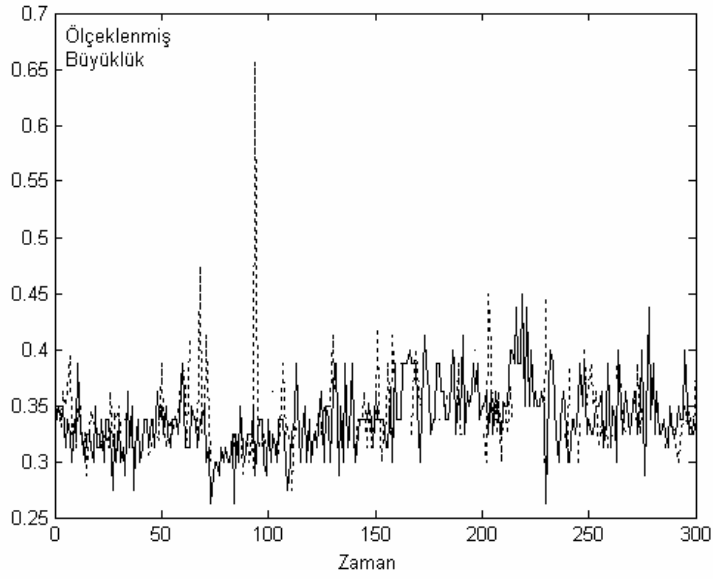
Bu çalışmanın başlarında denenen İstanbul ve çevresini kapsayan verinin kestiriminde kaos analizi ve farklı ağ yapıları kullanılmamıştır. Bu bağlamda, yapılan çalışma, ileride yapılacak ayrıntılı çalışma için bir ön çalışma niteliğindedir.

GRNN kullanılarak yapılan çalışmada farklı giriş vektörü boyutları, eğitme ve test verisi uzunlukları ve genişlik değerleri için %99'a varan oranlarda eğitme başarısı, %75'e varan oranlarda test başarısı elde edilmiştir (Fırat, 2005). GRNN, eğitme verisinin uzunluğu arttıkça eğitme başarısının da arttığı ağlardan biridir. Uzun eğitme verisi kullanılmış olması eğitme başarısının yüksek çıkmasını sağlamıştır. Görece başarılı test sonucu ise yine ağı başarılı bir şekilde eğitilmesinden ve veriyi normal eğiliminden saptıran sıfır eklemenin yapılmamış olmasından ileri gelmektedir.

Şekil 4.32 ve Şekil 4.33'te 7 uzunluklu giriş vektörü, 2733 değerlik eğitme ve 300 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitme ve test grafikleri görülmektedir. Düz çizgi orijinal zaman serisini, kesikli çizgi kestirilen zaman serisini temsil etmektedir.



Şekil 4.32 İstanbul ve çevresini kapsayan zaman serisi için eğitime grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.33 İstanbul ve çevresini kapsayan zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)

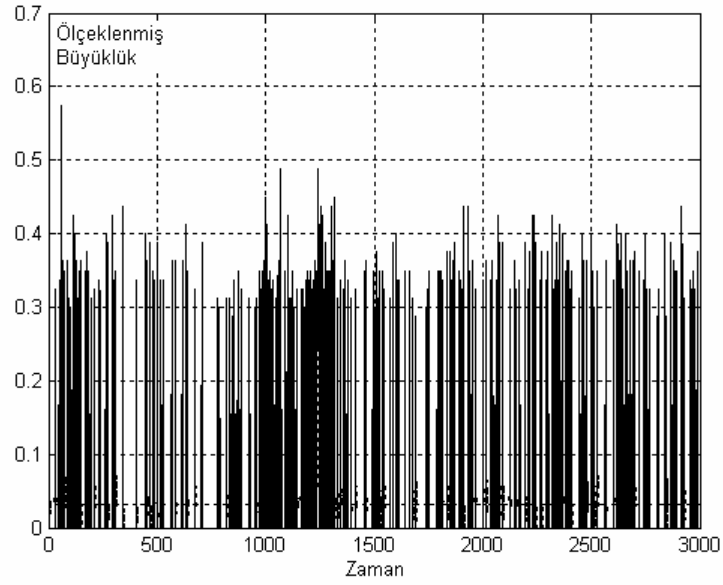
4.2.2.2 Fay Bazındaki Veri

Fay bazındaki verinin kestiriminde MLP, RBF ve GRNN ağları kullanılmıştır. MLP’de eğitime işlemi başarısız olmuştur. Test de ise %5 gibi çok küçük bir başarı oranı elde edilmiştir. Ancak ağın öğrenemediği veriyi kestirmesi sağlıklı değildir. Dolayısıyla çok küçük de olsa elde edilen test başarısı suni bir başarıdır.

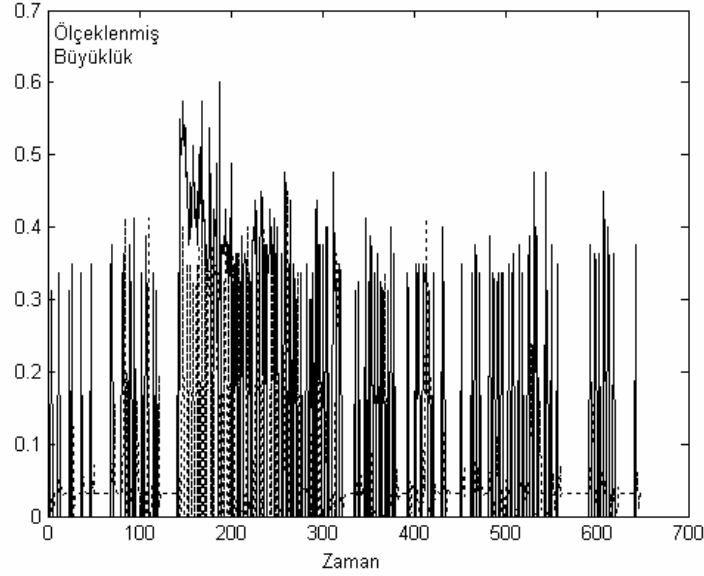
RBF ile eğitimde %70'e varan bir başarı elde edilmiştir. Testte ise başarı oranı %2 gibi çok küçük bir orandır.

GRNN ile eğitimde başarı oranı en fazla %4 olmuştur. Test başarısı ise %10'u geçmemiştir. Bu test başarısı tıpkı MLP'de olduğu gibi sunidir.

Şekil 4.34 ve 4.35'de GRNN ağıyla, 5 uzunluklu giriş vektörü 3000 değerlik eğitim ve 647 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitim ve test grafikleri görülmektedir. Düz çizgi orijinal zaman serisini, kesikli çizgi kestirilen zaman serisini temsil etmektedir.



Şekil 4.34 Fay bazındaki zaman serisi için eğitim grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.35 Fay bazındaki zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)

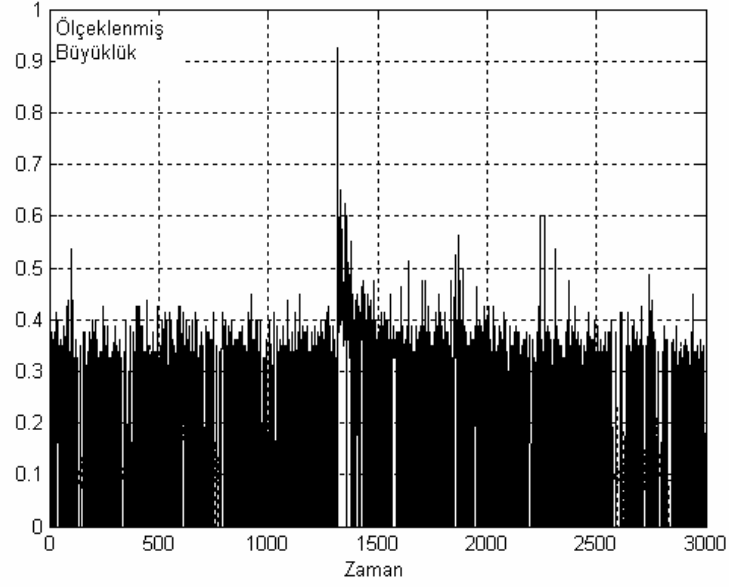
4.2.2.3 Gün Bazındaki Veri

Gün bazındaki verinin kestiriminde MLP, RBF ve GRNN ağırları kullanılmıştır. MLP’de eğitme işlemi başarısız olmuştur. Test de ise %6 gibi küçük bir başarı oranı elde edilmiştir. Fay bazındaki verideki gibi bu suni bir başarıdır.

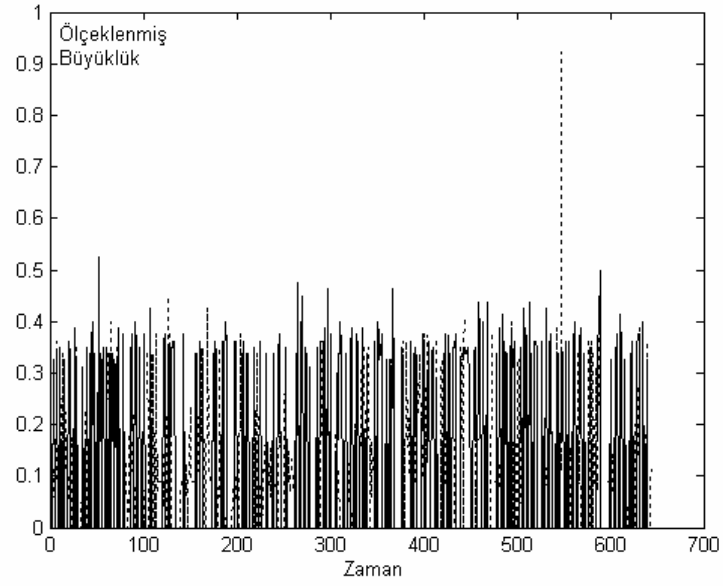
RBF ile eğitmede %82’ye varan bir başarı elde edilmiştir. Testte ise başarı oranı %1 olmuştur.

GRNN ile eğitmede başarı oranı %72’dir. Test başarısı ise %39 olmuştur. Ancak daha önce belirttiğimiz gibi bu veriye sıfır eklenmiştir. İşte testteki bu başarı bu sıfırlar doğru kestirildiği için nispeten yüksek çıkmıştır.

Şekil 4.36 ve 4.37’de GRNN ağıyla, 7 uzunluklu giriş vektörü 3000 değerlik eğitme ve 646 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitme ve test grafikleri görülmektedir.



Şekil 4.36 Gün bazındaki zaman serisi için eğitime grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.37 Gün bazındaki zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)

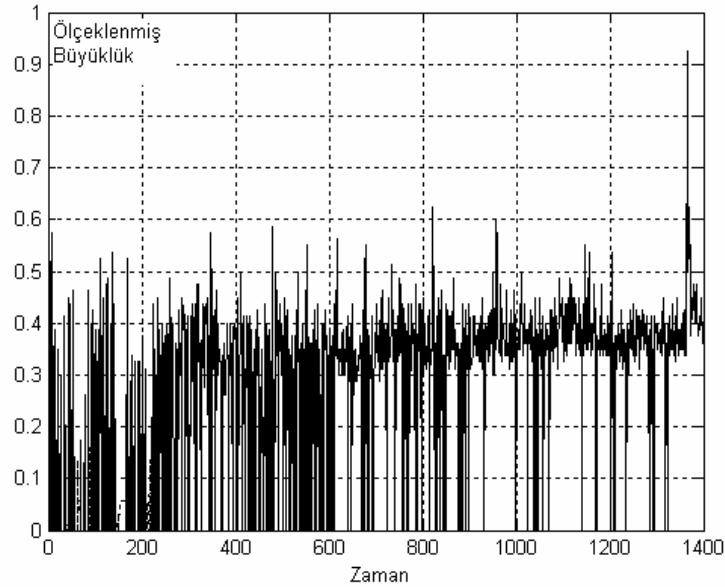
4.2.2.4 Hafta Bazındaki Veri

Hafta bazındaki verinin kestiriminde MLP, RBF ve GRNN ağıları kullanılmıştır. MLP’de eğitme işlemi başarısız olmuştur. Test de ise %35’lik başarı oranı elde edilmiştir. Diğer iki verideki gibi bu suni bir başarıdır.

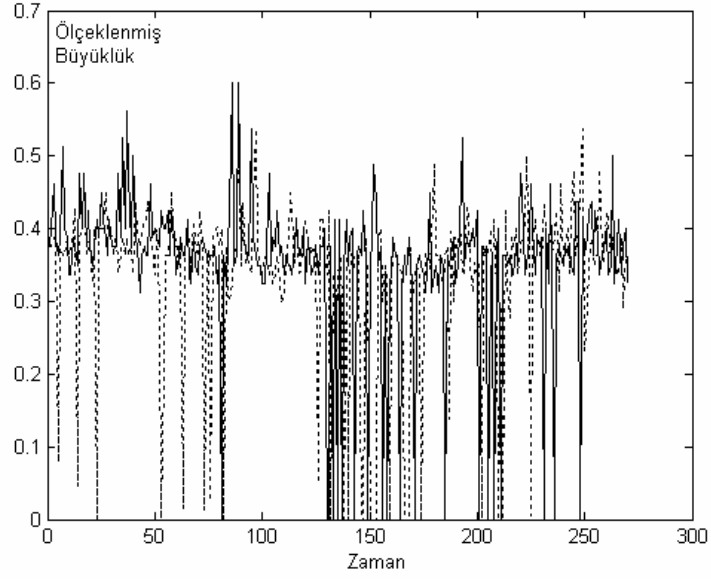
RBF ile eğitmede %98’e varan bir başarı elde edilmiştir. Test işlemi ise başarısız olmuştur. Daha önce de bahsettiğimiz gibi hafta bazındaki veri 1971 ile 2005 yılları arasındaki deprem büyüklüklerinden oluşmaktadır. Sıfırların nispeten az olduğu 1981 ile 2005 yılları arasındaki büyüklükleri alıp bir zaman serisi oluşturduğumuzda, bu zaman serisi için RBF eğitme başarısı %69 olmuştur, test başarısı ise %55’e kadar ulaşmıştır.

GRNN ile eğitmede başarı oranı %95 olmuştur. Test başarısı ise %44’e kadar çıkmıştır. Bu zaman serisinde 1986 – 2005 arasındaki veri ile eğitme denendiğinde eğitme başarısı %99’a, test başarısı ise %71’e çıkmıştır.

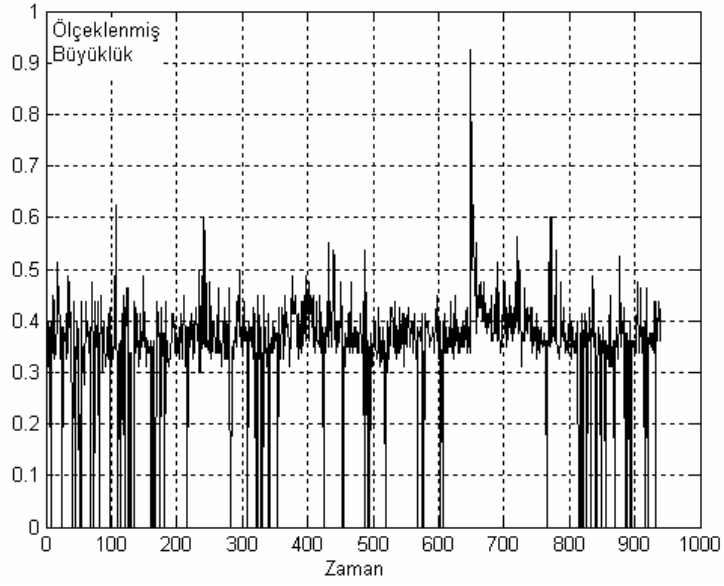
Şekil 4.38 ve 4.39’da GRNN ağıyla, 10 uzunluklu giriş vektörü, 1400 değerlik eğitme ve 270 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitme ve test grafikleri görülmektedir. Şekil 4.40 ve 4.41’de ise kısaltılmış verinin GRNN ağıyla, 6 uzunluklu giriş vektörü, 940 değerlik eğitme ve 14 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitme ve test grafikleri görülmektedir.



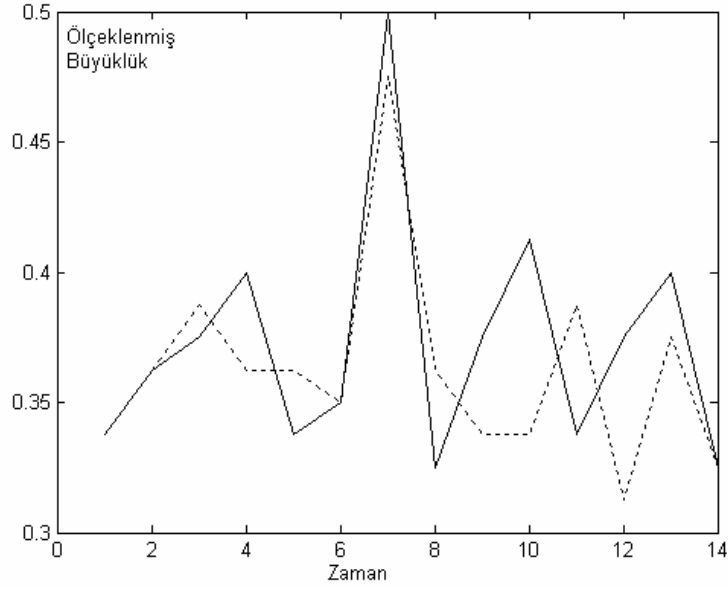
Şekil 4.38 Hafta bazındaki zaman serisi için eğitme grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.39 Hafta bazındaki zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.40 Hafta bazındaki kısaltılmış zaman serisi için eğitime grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.41 Hafta bazındaki kısaltılmış zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)

4.2.2.5 Ay Bazındaki Veri

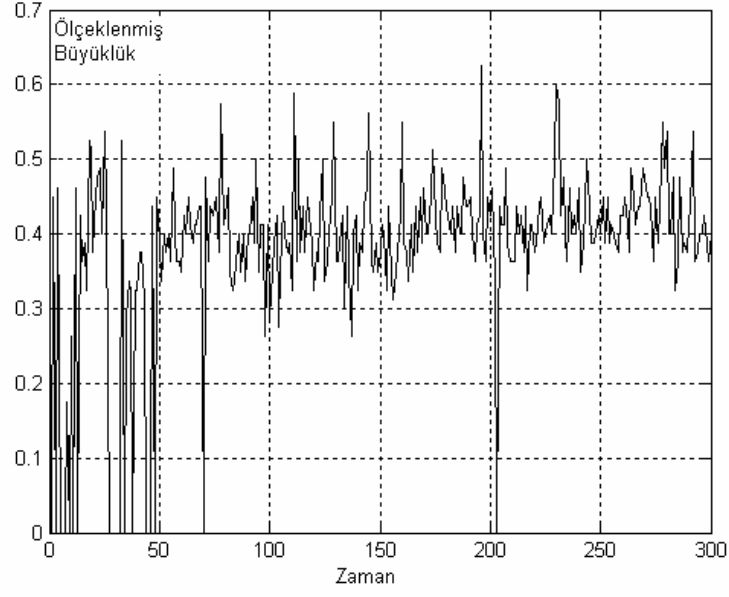
Ay bazındaki verinin kestiriminde MLP, RBF ve GRNN ağırları kullanılmıştır. MLP’de eğitme işlemi başarısız olmuştur. Test de ise %18’lik bir başarı oranı elde edilmiştir. Diğer verilerdeki gibi bu suni bir başarıdır.

RBF ile eğitmede %100 başarı sağlanmıştır. Testte ise başarı oranı %51’e kadar çıkmıştır. Haftalık veride yapıldığı gibi, veri kısaltıldığında (sıfırlar azaltıldığında) eğitme başarısı %100 olmuş, test başarısı artarak %55’e kadar çıkmıştır.

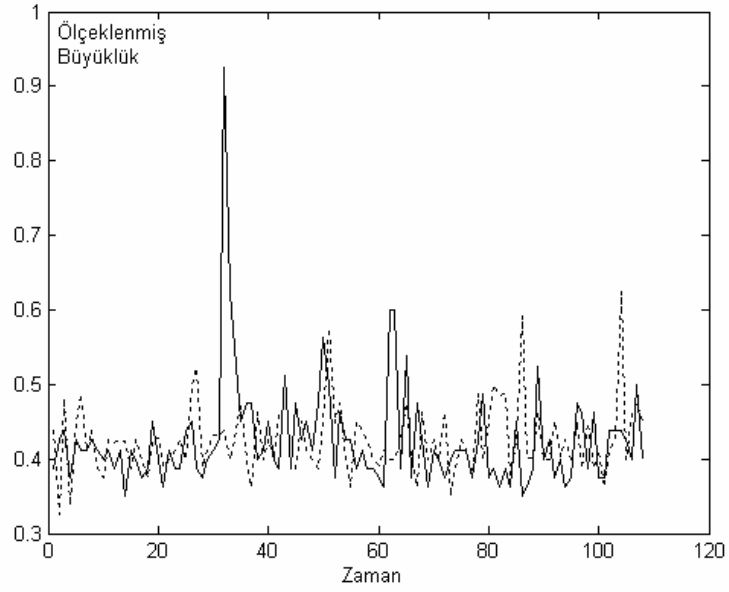
GRNN ile eğitmede %100 başarı sağlanmıştır. Test başarısı ise %55’e kadar çıkmıştır. Veri kısaltıldığında eğitme başarısı olarak %100, test başarısı olarak %61’lik oranlar elde edilebilmiştir.

Şekil 4.42 ve 4.43’te GRNN ağıyla, 12 uzunluklu giriş vektörü 300 değerlik eğitme ve 108 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitme ve test grafikleri görülmektedir.

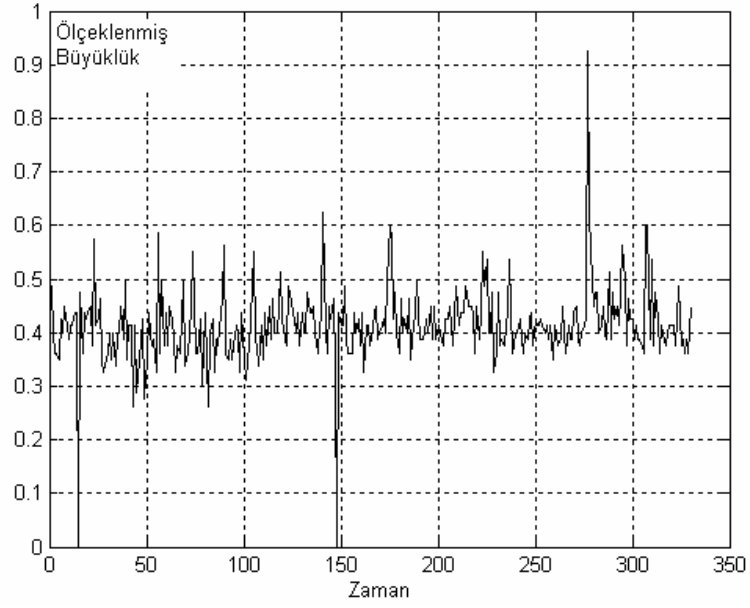
Şekil 4.44 ve 4.45’te ise kısaltılmış verinin GRNN ağıyla, 7 uzunluklu giriş vektörü, 345 değerlik eğitme ve 8 değerlik test kümesi için sırasıyla eğitme ve test grafikleri görülmektedir.



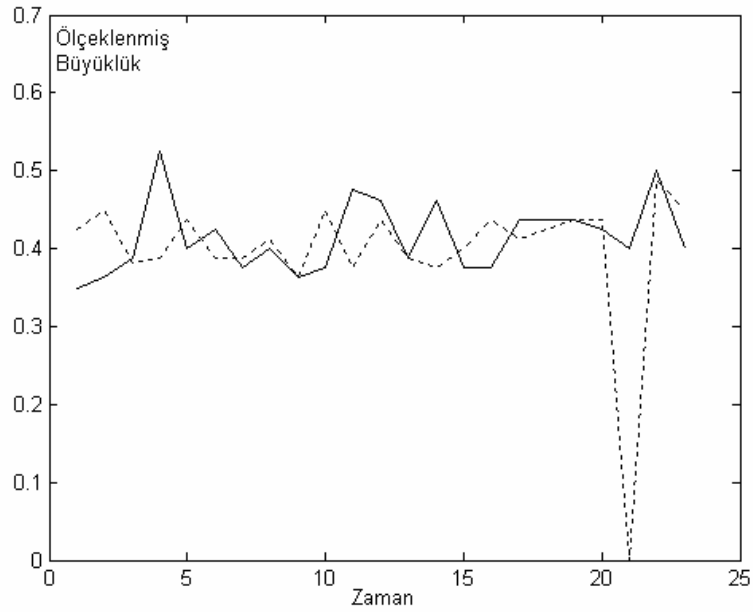
Şekil 4.42 Ay bazındaki zaman serisi için eğitime grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.43 Ay bazındaki zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.44 Ay bazındaki kısaltılmış zaman serisi için eğitime grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)



Şekil 4.45 Ay bazındaki kısaltılmış zaman serisi için test grafiği (düz çizgi: orijinal zaman serisi, kesikli çizgi: kestirilen zaman serisi)

4.2.3 Yapay Sinir Ağı Uygulamaları Sonuçları

YSA sonuçlarını değerlendirmek gerekirse, en başarılı sonuçlar İstanbul ve çevresini kapsayan veriyle elde edilmiştir. Ancak daha önce de belirttiğimiz gibi, bu veriye sıfır

eklenmemiştir, bu sayede verideki anomali minimuma indirilmiş ve başarı oranı yüksek çıkmıştır, ancak zaman serisinin zaman boyutu sıkıştırıldığı, dolayısıyla gerçeği yansıtmadığı için kestirimin zaman bağlamında değeri yoktur.

Başarı sıralamasında ikinci, hafta bazındaki veridir. Bu veri kısaltılıp sıfırlar atıldığında başarı oranı İstanbul ve çevresini kapsayan verininkine oldukça yaklaşmıştır. Başarının ay bazındaki veriye göre yüksek çıkmasının nedeni eğitime kümesinin daha uzun olmasıdır. Bir başka deyişle YSA veriyi daha iyi öğrenmiş, bu da test sonuçlarına olumlu yansımıştır. Kaos analizinde bu verinin kaotik özellik gösterdiğine değinmiştik. Bu durum, YSA uygulamasına kısa vadeli kestirimin uzun vadeli kestirimden daha başarılı olması şeklinde yansımıştır. Bu bakımdan kaos analizi ile YSA sonuçları örtüşmektedir.

Üçüncü sırada ay bazındaki veri vardır. Bu veri de kısaltılıp sıfırlar atıldığında başarı oranı hafta bazındaki verininkine yaklaşmıştır. Başarının hafta bazındaki veriye göre düşük çıkması eğitime kümesinin görece kısa olmasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca, bu verinin Lyapunov üslerinin daha yüksek çıkması sonucu, başlangıç koşullarına hassas bağlılık, hafta bazındaki veriye göre daha yüksektir. Başarı oranının daha düşük çıkmasının bir diğer nedeninin bu olduğu düşünülmektedir.

Başarı sıralamasında dördüncü gün bazındaki veridir. Aslında bu veriyle kestirim başarısız olmuştur. Bunun en büyük nedeni veriye eklenmiş sıfırlardır. Sıfırların yarattığı anomali ağırlık öğrenmesini güçleştirmiş, bu da teste olumsuz yansımıştır.

Başarı sırasının sonunda fay bazındaki veri vardır. Bu verinin kestiriminin başarısız olması gün bazındaki verideki gibi eklenen sıfırların çok fazla olmasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca, kaos analizinde de değindiğimiz gibi bu veri determinizm barındırmamaktadır. Başarısızlığın bir diğer nedeni de budur.

Beşinci bölümde çalışmada elde edilen sonuçlar verilmekte ve gelecek çalışmalar için öneriler sıralanmaktadır.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Kaos analizinden elde edilen sonuçlar YSA uygulamaları için girdi olarak kullanılmıştır. Aynı mantıkla YSA uygulamalarından elde edilen bulguların da kaos analizi sonuçlarını doğrular nitelikte olması beklenmiştir. Sonuçlar bu beklentinin büyük bir oranda gerçekleştiğini göstermektedir.

Kaos analizine tâbi tutulan zaman serilerinin deterministik, kaotik ya da rasgele özellikler göstermesi, zaman serilerinin içerdiği anomali düzeyi ve zaman serilerinin uzunluğuna göre değişen koşullar YSA sonuçlarına aynen yansımıştır.

Bu bağlamda, kaos analizi sonucu kaotik olmadığı, dolayısıyla determinizm barındırmadığı tespit edilen, deprem olmamış her bir gün için sıfır eklenmiş, diğer bir deyişle anomali düzeyi artmış fay bazındaki zaman serisinin, YSA ile kestiriminde başarısız sonuçlar alınması bir tesadüf değildir. Bu zaman serisinin görece uzun olması, normal şartlarda, YSA'nın öğrenme ve fonksiyon yaklaştırma başarısını arttırabilecekken, yukarıda saydığımız olumsuz etkenler yüzünden yeterli olmamıştır.

Kaotik özellik gösteren, dolayısıyla determinizm barındıran ve görece uzun olan gün bazındaki zaman serisine, bu özelliklerine rağmen, fay bazındakine olduğu gibi, sıfır eklenmiş olması kestiriminin başarısız olmasına yetmiştir.

Başarılı sonuçlar alınan verilerden ay bazındaki zaman serisi, kaotik, görece kısa, gün bazındaki zaman serisine göre çok daha az sıfır içeren yapısı nedeniyle fay ve gün bazındaki veriden çok daha başarılı olmuştur. Zaman serisi kısaltılıp sıfır sayısı azaldığında daha da yüksek bir başarı oranı elde edilebilmiştir.

Kaos analizi yapılan veriler arasında en başarılı sonuçların elde edildiği hafta bazındaki zaman serisi de, kaos özellikleri barındıran, ay bazındaki veri kadar olmasa da gün bazındaki veriden çok daha az sıfır içeren yapısı nedeniyle başarılı olabilmektedir. Ay bazındaki veriden daha yüksek oranda kestirim başarısı elde edilmesinin nedeninin veri uzunluğu sayesinde fonksiyon yaklaştırmada elde edilen avantaj olduğu söylenebilir. Ay bazındaki veriden daha düşük Lyapunov üslerine sahip olması, dolayısıyla başlangıç koşullarına hassas bağlılığın daha az olması başarının bir diğer nedeni olabilir.

Bu çalışmanın başlarında bir ön çalışma olarak denenmiş, İstanbul ve çevresini kapsayan verinin kestiriminde yukarıda saydığımız tüm verilerinkinden daha büyük bir başarı elde edilmiştir. Bunun nedeni, verinin içerdiği değerlerin zamanda üniform hale getirilmeden, diğer bir deyişle sıfır ekleme suretiyle örneklenmeden bırakılmış olması ve YSA'nın fonksiyonu yaklaştırması için elinde görece uzun bir veri bulunmasıdır. Ancak önceki bölümde de belirtildiği gibi örnekleme yapılmadığı için bu kestirimin zamansal değeri yoktur.

Kaotik olduğu belirlenen zaman serilerinin hepsinde, kısa vadeli kestirim, uzun vadeli kestirimden daha başarılı olmuştur. Kaosun, başlangıç koşullarına hassas bağıllık özelliğiyle örtüşen bu bulgu çalışmanın en tutarlı sonuçlarından biridir.

Elde edilen bulgular değerlendirildiğinde, gelecek çalışmalarda kestirim başarısının artması için zaman serisinin çok uzun, sıfır içermeyen, optimum örnekleme frekansı ile örneklenmiş ve kaotik yapıda olması önerilebilir.

Depremleri hazırlayan sürecin, yerkabuğunda yüzyıllarca süren sismik aktivite olduğu bilindiğine göre, Türkiye için sağlıklı kayıtların başladığı 1971 ile 2005 yılları arasındaki otuz beş yılda gerçekleşen depremlerin büyüklüklerinden oluşturulmuş zaman serilerinin bu süreci temsil etmesi bu bakımdan zordur. Dolayısıyla, daha başarılı kestirimlerin yapılabilmesi için uzun süreli, sağlıklı kayıtların yapılması gerekir. Verinin uzun olmasının bir diğer getirisi de, örnekleme frekansı seçiminin kolaylaştırılıp zaman serisinin sıfır içermesinin engellenebilmesidir.

Bu çalışmada, görece büyük depremlerin kestirimi başarısız olmuştur, çünkü bu depremlerin büyüklükleri de, aynı sıfırların yaptığı gibi, veride anomaliye neden olmaktadır. Küçük örnekleme frekansları seçilerek, orta ve yüksek şiddetteki depremlerden oluşan bir zaman serisi oluşturulursa bu sorun giderilebilir. Bunun için elde çok uzun bir veri olması gereklidir.

Bunların dışında, belirli bir bölgede gerçekleşen depremlerin büyüklüklerinden oluşan zaman serisi yerine belirli bir fayın üzerinde gerçekleşenlerinkinden oluşan zaman serisi daha yüksek seviyede bir nedensellik içerecektir. Bu da nedensellik bağlamında kestirimin değerini arttıracaktır. Ancak bunun için zaman serisinin uzun olması ve minimum anomali içermesi gerekmektedir. Bu da yine, diğerleri gibi, çok uzun süreli sağlıklı kayıtlara bağlıdır.

Yukarıda saydığımız konularda gelişme sağlanırsa, en azından deprem eğiliminin, Kaos Teorisi ve YSA ile başarılı bir şekilde kestirilmesi mümkün olabilir. Buna, Kaos Teorisi ve kaos analiz araçlarındaki gelişmeler de eklenirse başarı oranı önemli seviyelere çıkabilir.

Depremin, gerçekleşeceği bölge yerine kesin koordinatlarının; gerçekleşeceği zaman aralığı yerine kesin zamanının kestirilebilmesinin ise kaosun tanımı gereği mümkün olmadığı düşünülmektedir. En azından şimdilik.

KAYNAKLAR

- Abarbanel, H. D. I., (1997), "Tools for the Analysis of Chaotic Data", San Diego
- Ablameyko, S., Goras, L., Gori, M., Piuri, V., (2003), "Neural Networks for Instrumentation, Measurement and Related Industrial Applications ", IOS Press, 120, 138, Crema
- Agarwal, S., "Biomedical Signals and Its Application in Prediction of Earthquake", Bareilly
- Angeline, P. J., (1997), "Evolving Predictors for Chaotic Time Series", New York
- Ayten, U. E., (2004), "Kaos ve Fraktallar", İstanbul
- Bakker, R., Schouten, J. C., Giles, C. L., Takens, F., van den Bleek, C. M., (1998), "Learning Chaotic Attractors by Neural Networks", Delft
- Belaire-Franch, J., (1998), "Recurrence Plots in Nonlinear Time Series Analysis: Free Software", Valencia
- Carroll, T. L., "Approximating Chaotic Time Series through Unstable Periodic Orbits", Washington DC
- Castillo, E., Gutiérrez, J. M., (1998), "Nonlinear Time Series Modelling and Prediction Using Functional Networks. Extracting Information Masked by Chaos", Cantabria
- Chan, M., Wong, C., Lam, C., (1997), "Financial Time Series Forecasting by Neural Network Using Conjugate Gradient Learning Algorithm and Multiple Linear Regression Weight Initialization", Hong Kong
- Chandre, C., Wiggins, S., Uzer, T., (2002), "Time-Frequency Analysis of Chaotic Systems", Bristol
- Cooper, G. R., McGillem, C. D., (1988), "İşaret ve Sistem Analizinde Olasılık Yöntemleri", Yıldız Üniversitesi Yayınları, 128, İstanbul
- Dangelmayr, G., Gadaleta, S., Hundley, D., Kirby, M., (1999), "Time Series Prediction by Estimating Markov Probabilities Through Topology Preserving Maps", Colorado
- Demirtaş, R., Yılmaz, R., (1998), "Türkiye'nin Sismotektoniği", Ankara
- Dutch, S., (2003), "Nobody Gets Out of Here Without Learning Some Geology", Wisconsin
- Enescu, N., (1994), "Seismic Data Processing Using Nonlinear Prediction and Neural Networks", Tampere
- Fırat, U., (2005), "Yapay Sinir Ağı Kullanarak Deprem Eğiliminin Kestirimi", Deprem Sempozyumu, 23-25 Mart 2005, Kocaeli
- Fırat, U., (2004), "Deprem Tahmini İçin Farklı Yapay Sinir Ağı Yapılarının Karşılaştırılması", İstanbul
- Fırat, U., (2004), "İşaret İşleme ve Yapay Sinir Ağları", İstanbul
- Foka, A., (1999), "Time Series Prediction Using Evolving Polynomial Neural Networks", Master of Science Thesis at the University of Manchester, Manchester
- Frank, R. J., Davey, N., Hunt, S.P., (1997), "Time Series Prediction and Neural Networks", Hatfield
- Freeman, J. A., Skapura, D. M., (1991), "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques", Houston
- Golovko, V., Savitsky, Y., Maniakov, N., Rubanov, V., (2001), "Some Aspects of Chaotic Time Series Analysis", Minsk

- Haykin, S., (1999), "Neural Networks A Comprehensive Foundation", Pearson Prentice Hall, Ontario
- Hegger, R., Kantz, H., Schreiber, T., (1998), "Practical Implementation of Nonlinear Time Series Methods: The TISEAN Package", Dresden
- İnan, S., (2003), "Marmara Depremi Önceden Tahmin Edilebilecek Mi?", Kocaeli
- Jackson, D., Yin, X.C., Yoshida, A., (1999), "General Session for Earthquake Forecasting and Hazard Quantification", Los Angeles
- Kantz, H., Schreiber, T., (2000), "Nonlinear Time Series Analysis", Dresden
- Kozma, L., Beliaev, I., (2004), "Time Series Prediction Using Chaotic Neural Networks: Case Study of IJCNN CATS Benchmark Test", Memphis
- Kröse, B., van der Smagt, P., (1996), "An Introduction to Neural Networks", The University of Amsterdam, Amsterdam
- Le Pichon, X., Taymaz, T., Şengör, A. M. C., (1999), "Büyük Marmara Fayı: Niçin, Nerede ve Ne Olabilir?", Paris
- Lendasse, A., Verleysen, M., de Bodt, E., Cottrell, M., Grégoire, P., (1998), "Forecasting Time-Series by Kohonen Classification", Louvain-la-Neuve
- Lendasse, A., Oja, E., Simula, O., Verleysen, M., (2004), "Time Series Prediction Competition: The CATS Benchmark", Helsinki
- Li, H., Kozma, R., (2003), "A Dynamic Neural Network Method for Time Series Prediction Using the KIII Model", Memphis
- Li, M., Lieyuan, Z., Yaolin, S., (1997), "Attempts at Using Seismicity Indicators for the Prediction of Large Earthquakes by Genetic Algorithm – Neural Network Method", Beijing
- McSherry, P. E., (2005), "Nonlinear Dynamics and Chaos", Oxford
- Okay, A., (1999), "Marmara Fay Haritaları Üzerine Kıyaslamalar", İstanbul
- Ott, E., Sauer, T., Yorke, J.A., (1994), "Coping with Chaos", John Wiley & Sons Inc., New York
- Quiñonero-Candela, J., Hansen, L. K., (2001), "Time Series Prediction Based on the Relevance Vector Machine with Adaptive Kernels", Lyngby
- Rabuñal, J. R., Dorado, J., (2006), "Artificial Neural Networks in Real-Life Applications", London
- Rosenstein, M. T., Collins, J. J., De Luca, C. J., (1992), "A Practical Method for Calculating Largest Lyapunov Exponents from Small Data Sets", Boston
- Rosen-Zvi, M., Kanter, I., Kinzel, W., (2003), "Time Series Prediction by Feedforward Neural Networks – Is It Difficult?", Würzburg
- Saranlı, A., Baykal, B., (1994), "Chaotic Time-Series Prediction and the Relocating-LMS (RLMS) Algorithm for Radial Basis Function Networks", Ankara
- Shengkui, Z., Chengmin, W., Li, M., (1997), "Application of Artificial Intelligence in Earthquake Forecasting", Beijing
- Shibata, T., Kaneko, K., (2006), "Collective Chaos", Tokyo
- Singh, S., (2000), "Noisy Time-Series Prediction Using Pattern Recognition Techniques", Exeter

- So, P., Ott, E., Sauer, T., Gluckman, B. J., Greborgi, C., Schiff, S. J., (1997), "Extracting Unstable Periodic Orbits from Chaotic Time Series Data", Washington DC
- Sprott, J. C., (2000), "Correlation Dimension Refinements", Wisconsin
- Tempkin, J. A., Yorke, J. A., (2004), "Spurious Lyapunov Exponents Computed from Data", Maryland
- Tempkin, J. A., (2000), "Spurious Lyapunov Exponents Computed Using the Eckmann-Ruelle Procedure", Maryland
- Tronci, S., Giona, M., Baratti, R., (2003), "Reconstruction of Chaotic Time Series By Neural Models: A Case Study", Cagliari
- Van Zyl, J., (2001), "Modelling Chaotic Systems with Neural Networks: Application to Seismic Event Predicting in Gold Mines", Master of Science Thesis at the University of Stellenbosch, 13, 14, Stellenbosch
- Wiemer, S., (1999), "Earthquake Statistics and Earthquake Prediction Research", Zürich
- Williams, G.P., (1997), "Chaos Theory Tamed", Taylor & Francis, 17, 19, 97, 329, London
- Yildirim, T., Cigizoglu, H. K., (2002), "Comparison of Generalised Regression Neural Network and MLP Performances on Hydrologic Data Forecasting", İstanbul
- Yildirim, T., (2003), "Yapay Sinir Ağları ve Nöral Hesaplama", İstanbul
- Ziehmann, C., Smith, L. A., Kurths, J., (1997), "The bootstrap and Lyapunov Exponents in Deterministic Chaos", Potsdam

INTERNET KAYNAKLARI

- [1]<http://www.koeri.boun.edu.tr/>
- [2]<http://www.ibb.gov.tr/>
- [3]<http://quake.exit.com/index.html>
- [4]<http://www.usgs.gov/>
- [5]<http://www.nasa.gov/>
- [6]<http://www.nature.com/>
- [7]<http://geology.about.com>
- [8]<http://www.quakes.uq.edu.au/>
- [9]<http://www.deprem.gov.tr/>
- [10]<http://www.itu.edu.tr/>
- [11]<http://home.netcom.com/~eugenek/download.html>
- [12]<http://www.mpipks-dresden.mpg.de/~tisean>
- [13]<http://depem.itu.edu.tr/>

ÖZGEÇMİŞ

Doğum tarihi 01.04.1980

Doğum yeri İstanbul

Lise 1991-1998 Kartal Anadolu Lisesi

Lisans 1998-2003 Yıldız Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fak.
Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

Yüksek Lisans 2003-2006 Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elek. ve Hab. Müh. Anabilim Dalı Haberleşme Programı

Çalıştığı kurumlar

2004-2005 Fast Elektronik Ltd. Şti.

2005-2006 Tekofaks Elektronik ve Teknik A.Ş.

2006-Devam ediyor Lipman Elektronik Danışmanlık A.Ş.

