

**T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İSTATİSTİK ANA BİLİM DALI**



**MARMARA BÖLGESİNDEKİ SİSMİK OLAYLARIN
STOKASTİK MODELLERLE İNCELENMESİ**

Doktora Tezi

Ülkü GÜRLER

Danışman

Prof. Dr. Vedat SAĞLAM

SAMSUN
2024

TEZ KABUL VE ONAYI

Ülkü GÜRLER tarafından, Prof. Dr. Vedat SAĞLAM danışmanlığında hazırlanan “MARMARA BÖLGESİNDEKİ SİSMİK OLAYLARIN STOKASTİK MODELLERLE İNCELENMESİ” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından 13.12.2024 tarihinde yapılan sınav sonucunda oy birliği ile başarılı bulunarak Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

	Unvanı Adı Soyadı Üniversitesi Ana Bilim/Ana Sanat Dalı	Sonuç
Başkan	Prof. Dr. Halil AYDOĞDU Ankara Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Prof. Dr. Vedat SAĞLAM Ondokuz Mayıs Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Prof. Dr. Mehmet GÜRCAN Fırat Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Doç. Dr. Müjgan ZOBU Amasya Üniversitesi Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret
Üye	Doç. Dr. Hasan BULUT Ondokuz Mayıs Üniversitesi İstatistik Ana Bilim Dalı	☒ Kabul ☐ Ret

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunca belirlenen ve yukarıda adları yazılı jüri üyeleri tarafından uygun görülmüştür.

Prof. Dr. Faik Ahmet SESLİ
Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK BEYANI

Hazırladığım Doktora tezinin bütün aşamalarında bilimsel etiğe ve akademik kurallara riayet ettiğimi, çalışmada doğrudan veya dolaylı olarak kullandığım her alıntıya kaynak gösterdiğimi ve yararlandığım eserlerin Kaynaklar'da gösterilenlerden oluştuğunu, her unsurun enstitü yazım kılavuzuna uygun yazıldığını ve TÜBİTAK Araştırma ve Yayın Etiği Kurulu Yönetmeliği'nin 3. bölüm 9. maddesinde belirtilen durumlara aykırı davranılmadığını taahhüt ve beyan ederim.

Etik Kurul Gerekli mi ?

Evet ☐ (Gerekli ise ekler kısmına ekleyiniz)

Hayır ☒

13 /12 / 2024
Ülkü GÜRLER

TEZ ÇALIŞMASI ÖZGÜNLÜK RAPORU BEYANI

Tez Başlığı : MARMARA BÖLGESİNDEKİ SİSMİK OLAYLARIN STOKASTİK MODELLERLE İNCELENMESİ

Yukarıda başlığı belirtilen tez çalışması için şahsım tarafından 13 /12 /2024 tarihinde intihal tespit programından alınmış olan özgünlük raporu sonucunda;

Benzerlik oranı : % 24

Tek kaynak oranı : % 3 çıkmıştır.

13 /12 / 2024
Prof. Dr. Vedat SAĞLAM

ÖZET

MARMARA BÖLGESİNDEKİ SİSMİK OLAYLARIN STOKASTİK MODELLERLE İNCELENMESİ

Ülkü GÜRLEN

Ondokuz Mayıs Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

İstatistik Ana Bilim Dalı

Doktora, Aralık/2024

Danışman: Prof. Dr. Vedat SAĞLAM

Marmara Bölgesi, Türkiye'nin en yoğun nüfuslu ve ekonomik olarak aktif alanlarından biridir; bu nedenle sismik risk analizi büyük bir önem taşır. 1956-2022 yılları arasında, bu bölgede (39.500 - 41.500) kuzey ve (26.000 - 32.500) doğu koordinatları arasında meydana gelen $M \geq 4$ büyüklüğündeki 606 depremin verileri kullanılarak farklı Stokastik modellerle sismik risk analizi gerçekleştirildi. Veriler, Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü'nden alınmıştır. Çalışmada, Markov zincirleri, Poisson süreci, Üstel dağılım, Weibull dağılımı, Gumbel dağılımı, Yenileme süreçleri ve Yapay Sinir Ağları gibi tahmin yöntemleri karşılaştırılarak gelecekteki olası depremlere dair öngörüler sunuldu. Markov Zinciri'nin ilk varış olasılıkları yöntemiyle depremlerin ilk kez gerçekleşme olasılıkları ve tekrarlanma yılları hesaplandı. Magnitüd rasgele değişkeni Poisson, Üstel, Weibull, Gumbel dağılımları ile de analiz edildi. Depremler arası süreler Yenileme süreçlerine göre de modellendi ve bir sonraki depremin meydana gelme süresi tahmin edildi. Ayrıca veriler Yapay sinir ağlarının derin öğrenme modeli ile modellenerek tahminler elde edildi. Sonuçlara göre, Markov Zincirleri $6,8 \leq M < 7,5$ büyüklüğündeki bir depremin ortalama tekrarlama süresi yaklaşık 116 yıl olarak bulundu. Üstel dağılım yöntemi ile, $6,8 \leq M < 7,5$ büyüklüğündeki bir depremin ortalama tekrarlama süresini 1.111 yıl olarak tahmin ederken, Poisson dağılımı için bu süre 33 yıl olarak tahmin edildi. Weibull ve Gumbel dağılımları ile önümüzdeki 20 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün ortalama 5,6 olacağı öngörüldü. Yenileme süreçlerinde ise bir sonraki deprem için ortalama bekleme süresi 3 yıl olarak hesaplandı. Derin Öğrenme yönteminde küçük magnitüdlü depremler başarılı bir şekilde tahmin edilmişken, büyük magnitüdlü depremlerde büyük sapmalar gözlemlendi.

Anahtar Sözcükler: Magnitüd, Markov zincirleri, Poisson Süreci, Üstel dağılım, Weibull dağılımı, Gumbel dağılımı, Yenileme süreçleri, Yapay sinir ağları, Derin öğrenme

ABSTRACT

INVESTIGATION OF SEISMIC EVENTS IN THE MARMARA REGION WITH STOCHASTIC MODELS

Ülkü GÜRLER

Ondokuz Mayıs University
Institute of Graduate Studies
Department of Statistics
Ph.D., December/2024

Supervisor: Prof. Dr. Vedat SAĞLAM

In the Marmara Region, a densely populated and economically active area of Turkey, seismic risk analysis is of utmost importance. Using data from 606 earthquakes with magnitudes of $M \geq 4$ that occurred between 1956 and 2022 within the coordinates between of (39.500 - 41.500) north and (26.000 - 32.500) east, a seismic risk analysis was conducted for this region using various Stochastic models. The data was obtained from Boğaziçi University Kandilli Observatory and Earthquake Research Institute, and forecasting methods including Markov chains, Poisson process, Exponential distribution, Weibull distribution, Gumbel distribution, renewal processes, and artificial neural networks (ANN) were employed. The study included analyses such as calculating the probabilities of earthquakes occurring for the first time and their recurrence intervals using Markov Chains, which found the average recurrence interval for an earthquake with a magnitude of $6,8 \leq M < 7,5$ to be approximately 116 years. The Exponential distribution estimated the average recurrence interval for an earthquake of magnitude $6,8 \leq M < 7,5$ at 1,111 years, while the Poisson distribution calculated it as 33 years. Additionally, the Weibull and Gumbel distributions projected that the average return magnitude of earthquakes over the next 20 years would be around 5,6. Renewal processes predicted the next earthquake to occur in approximately three years. Deep learning methods, using artificial neural networks to model the data, successfully predicted small-magnitude earthquakes, though significant deviations were observed for larger-magnitude earthquakes. This analysis highlights the varying outcomes of different modeling methods in the Marmara Region and illustrates the potential scenarios for future earthquakes.

Keywords: Magnitude, Markov chains, Poisson process, Exponential distribution, Weibull distribution, Gumbel distribution, Renewal processes, Artificial neural networks, Deep learning

ÖN SÖZ VE TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim sürecinde her türlü desteği sağlayan, çalışmalarına yön veren değerli danışmanım Prof. Dr. Vedat Sağlam'a gösterdiği yakınlık ve tüm katkılarından dolayı teşekkür ederim.

Tez çalışmamda yol gösteren, desteklerini esirgemeyen tez izleme komitesi üyeleri hocalarım sayın Prof. Dr. Halil Aydoğdu ve sayın Prof. Dr. Rezzan Uslu'ya teşekkür ederim.

Tez çalışmam boyunca benden yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen, değerli fikirleri ile çalışmalarına yön veren sayın Prof. Dr. Şükrü Çelik'e ve Doç. Dr. Zeynep Keleşoğlu'na da teşekkür ederim.

Eğitim hayatımın tümünde bugünlere gelebilmem için her türlü cefayı çekmiş babam Ali Gürlen ve merhume annem Leyla Gürlen'e tüm emekleri için şükranlarımı sunarım. Doktora eğitim sürecimde bana destek veren, teşvik eden canım kardeşim Fatma Ünal'a ve son olarak aynı çatı altında görev yaptığımız tüm mesai arkadaşlarıma gösterdikleri anlayış için teşekkür ederim.

Ülkü GÜRLER

İÇİNDEKİLER

TEZ KABUL VE ONAYI	i
BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK BEYANI	ii
TEZ ÇALIŞMASI ÖZGÜNLÜK RAPORU BEYANI	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
TABLolar DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR TARAMASI	6
3. DEPREMLE İLGİLİ GENEL BİLGİLER	12
3.1. Deprem ve Depremlerin Meydana Gelişi	12
3.2. Deprem Parametreleri	12
3.2.1. Deprem Odak Noktası.....	12
3.2.2. Dış Merkez.....	13
3.2.3. Odak Derinliği	13
3.2.4. Eşşiddet (İzoseit) eğrileri	14
3.2.5. Şiddet	14
3.2.6. Magnitüd (Büyüklik).....	15
3.3. Büyüklüğü Ölçmek için Kullanılan Yöntemler	16
3.3.1. Süreye Bağlı Büyüklük (Md).....	16
3.2.2. Yerel Büyüklük (MI)	16
3.2.3. Yüzey Dalgası Büyüklüğü (Ms)	16
3.2.4. Cisim Dalgası Büyüklüğü (Mb).....	17
3.2.5. Moment büyüklüğü (Mw).....	17
4. METODOLOJİ.....	19
4.1. Stokastik Süreçler	19
4.2. Markov Zincirleri.....	19
4.2.1. Kesikli Parametrelili Markov Zinciri	19
4.2.2. Koşullu ve Koşulsuz Geçiş Olasılıkları	19
4.2.3. Stokastik Matris ve Geçiş Matrisi	20
4.2.4. Chapman – Kolmogorov Denklemi	21
4.3. İlk Varış Olasılıkları	22
4.4. Markov Zincirinin Durağan ve Limit Dağılımı	22
4.5. Poisson Süreci	23
4.5.1. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Poisson Süreci ile Modellenmesi.....	25
4.6. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Üstel Dağılım ile Modellenmesi	25
4.7. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Weibull Dağılım ile Modellenmesi	26
4.8. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Gumbel Dağılım ile Modellenmesi	27
4.9. Deprem Sürelerinin Yenileme Süreçleri ile Modellenmesi	27
4.10. Yapay Sinir Ağları (YSA).....	28
4.10.1. Sinir Sistemi.....	28
4.10.2. YSA'nın özellikleri.....	32
4.10.3. YSA'da Öğrenme.....	33
4.10.4. Mimari Yapılarına Göre YSA'lar	34
4.10.5. Yapay Sinir Ağlarında Tahmin	36
4.10.6. Tahmin Yöntemlerinin Doğruluğunun Ölçülmesi	36
4.10.7. Derin Öğrenme.....	37
4.10.8. Derin Öğrenme Mimarileri	38
4.10.9. Uzun Kısa Dönemli Bellek (UKDB)	38
5. UYGULAMA.....	40

5.1. Deprem Verilerinin Analizi	40
5.2. Markov Zinciri Yaklaşımı ile Deprem Verilerinin Analizi.....	43
5.2.1. Depremlerin İlk Varış Olasılıkları	45
5.2.2. Markov Zincirlerinin Durağan ve Limit Dağılımı	46
5.3. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Poisson Süreci İle Tekrarlanma Yıllarının Elde Edilmesi ve Deprem Sayıları Açısından Yorumu.....	47
5.4. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Üstel Dağılım Fonksiyonu ile Tekrarlanma Yıllarının Elde Edilmesi ve Deprem Sayıları Açısından Yorumu.....	48
5.5. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Weibull Dağılımı ile Modellenmesi	50
5.6. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Gumbel Dağılımı ile Modellenmesi	52
5.7. Deprem Sürelerinin Yenileme Süreçleri ile Modellenmesi	54
5.8. Deprem verilerinin YSA analizi	55
5.8.1. YSA ile elde edilen test verilerine Markov zincirinin durağan ve limit dağılımı uygulaması	59
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	61
KAYNAKÇA.....	64
ÖZGEÇMİŞ.....	66
EKLER	67

SİMGELER VE KISALTMALAR

Mb	: Cisim Dalgası Büyüklüğü
Md	: Süreye Bağlı Büyüklük
MI	: Yerel Büyüklük
Ms	: Yüzey Dalgası Büyüklüğü
Mw	: Moment Büyüklüğü
MSE	: Ortalama Hata Kare
UKDB	: Uzun Kısa Dönemli Bellek
YSA	: Yapay Sinir Ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

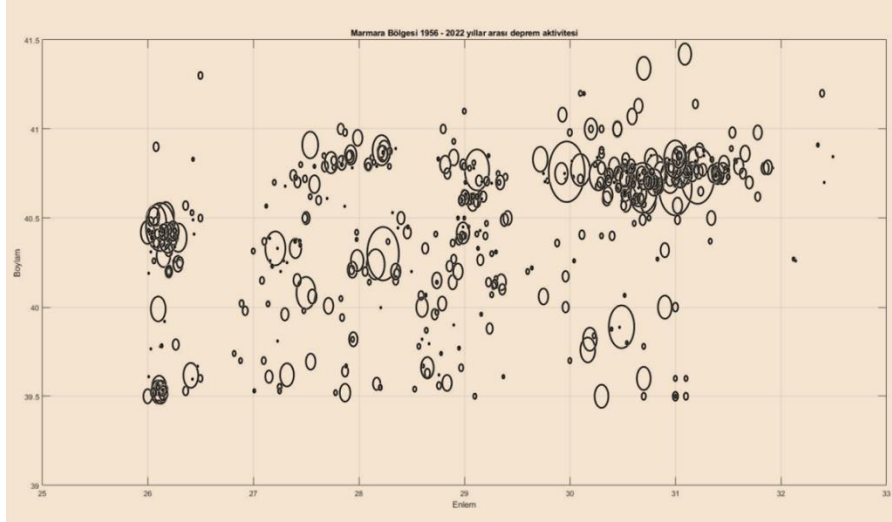
Şekil 1.1. Türkiye deprem bölgeleri haritası.....	1
Şekil 1.2. Marmara Bölgesi deprem etkinliği haritası.....	2
Şekil 3.1. Marmara depremi enerji boşalım modeli.....	18
Şekil 4.1. Biyolojik sinir sisteminin blok gösterimi.....	28
Şekil 4.2. Biyolojik sinir hücresi.....	29
Şekil 4.3. Basit yapay sinir hücresinin matematiksel modeli.....	30
Şekil 4.4. Aktivasyon fonksiyonu grafikleri	31
Şekil 4.5. Biyolojik ve yapay sinir hücrelerinin birlikte gösterimi	32
Şekil 4.6. İleri beslemeli sinir ağlara örnek	35
Şekil 4.7. Geri beslemeli YSA	36
Şekil 4.8. UKDB yapısı	39
Şekil 5.1. 1956-2022 yılları arasında gerçekleşen toplam deprem sayıları.....	40
Şekil 5.2. 1956-2022 yılları arasında gerçekleşen depremlerin yıllık ortalama magnitüdüleri.....	40
Şekil 5.3. 1956-2022 yılları arasında gerçekleşen depremlerin yıllık ortalama ve toplam deprem sayıları... ..	41
Şekil 5.4. Magnitüdlerin oluşma sıklıklarının yüzdeleri.....	41
Şekil 5.5. Derinliğin magnitüdlere göre bar grafiği	42
Şekil 5.6. Onar yıllık dönemlerin magnitüdlere göre bar grafiği.....	42
Şekil 5.7. 1956-2022 yılları arasında (39.500 -41.500) kuzey–(26.000 -32.500) doğu koordinatları içinde gerçekleşen verilerin üç boyutlu durum grafiği (X: Doğu; Y: Batı; N: Toplam deprem sayısı).....	43
Şekil 5.8. 1956-2022 yılları arasında (39.500-41.500) kuzey–(26.000-32.500) doğu koordinatları içinde gerçekleşen depremlerin derinliklerine göre üç boyutlu grafiği	43
Şekil 5.9. Depremler arası sürenin Üstel dağılıma uyan olasılık yoğunluk fonksiyonu grafiği	50
Şekil 5.10. Magnitüd rasgele değişkeninin Weibull dağılımına ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği	51
Şekil 5.11. Çalışma bölgesinin Weibull dağılımı ile önümüzdeki 100 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri	51
Şekil 5.12. Çalışma bölgesinin Weibull dağılımı ile önümüzdeki 20 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri	52
Şekil 5.13. Magnitüd rasgele değişkeninin Gumbel dağılımına ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği	53
Şekil 5.14. Çalışma bölgesinin Gumbel dağılımı ile önümüzdeki 100 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükler	53
Şekil 5.15. Çalışma bölgesinin Gumbel dağılımı ile önümüzdeki 20 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri	54
Şekil 5.16. Çalışma bölgesindeki depremler arası zaman farklarının dağılımı.....	55

Şekil 5.17. Deprem sürelerinin Yenileme süreçlerine göre Weibull dağılımı ile hesaplanan olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği.....	55
Şekil 5.18. YSA’da derin öğrenme olmadan eğitim model görünümü.....	56
Şekil 5.19. YSA’da derin öğrenme olmadan eğitim ve test verilerinin hata grafikleri.....	57
Şekil 5.20. YSA’nın UKDB ile eğitim programı.....	57
Şekil 5.21. Eğitim ve test kümesinin gerçek değerlere ve tahminlere ilişkin grafikleri	58
Şekil 5.22. Eğitim kümesinin MSE değerleri	58
Şekil 5.23. Test kümesinin MSE değerleri	59



TABLÖLER DİZİNİ

Tablo 1.1. Düzenlenmiş deprem verileri.....	5
Tablo 3.1. Şiddet ve Magnitüd arasındaki dönüşüm değerleri.....	6
Tablo 5.1. Çeşitli magnitüdlere ait oluşturulan durum uzayı ve toplam deprem sayıları	44
Tablo 5.2. Depremlerin ilk varış olasılıkları	46
Tablo 5.3. Markov zincirlerinin durağan ve limit dağılımı ile elde edilen tekrarlanma yılları	47
Tablo 5.4. 2023-2027 yılları arasında durumların (1,2,3,4,5) deprem olasılıkları.....	47
Tablo 5.5. Çalışma alanı için deprem parametreleri	47
Tablo 5.6. Magnitüd-Deprem frekansı (LogN) ilişkisi ve Poisson süreci kullanılarak elde edilen tekrarlanma yılları.....	47
Tablo 5.7. 1956-2022 yılları arasında meydana gelen depremlerin magnitüdlere göre sıklık dağılımı	48
Tablo 5.8. Deneysel ve teorik dağılıma ilişkin değerler	49
Tablo 5.9. Depremlerin üstel dağılım ile tekrarlanma yılları	49
Tablo 5.10. YSA'da elde edilen test verilerinin Markov modeli ile tekrarlanma yılları	60
Tablo 6.1. Çalışma bölgesindeki depremlerin incelenen yöntemlerle tekrarlanma yılları.....	62
Tablo 6.2. UKDB modelinin özellikleri.....	63



Şekil 1.2. Marmara Bölgesi deprem etkinliği haritası

Depremlerin tam olarak ne zaman ve nerede gerçekleşeceğini tahmin etmenin imkansız olduğu sıkça vurgulansa da, istatistik biliminin sunduğu analiz yöntemleriyle bu belirsizliğe kısmen de olsa ışık tutulabileceği düşünülmektedir. Bu çalışmada, deprem verileri kullanılarak stokastik süreçlerin önemli bir dalı olan Markov zincirleri, üstel dağılım, Poisson süreci, Weibull dağılımı, Gumbel dağılımı, yenileme süreçleri ve yapay sinir ağları gibi yöntemler kullanılarak, gelecekteki olası depremlere dair tahminler yapıldı.

Bu çalışmada, Marmara Bölgesi'nde (39.500-41.500) kuzey–(26.000-32.500) doğu koordinatları arasında, 1956-2022 yılları arasında meydana gelen $M \geq 4$ olan 606 deprem verisi istatistiksel yöntemler ile analiz edilerek, söz konusu sınır, çalışmanın sismotektonik bölgesi olarak kabul edildi. Çalışmada, aletsel büyüklüğü dörtten daha küçük ($M < 4$) depremlerin sismik tehlike oluşturmayacağı varsayılmıştır. Aletsel döneme ait veri setleri Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesinden elde edildi (Boğaziçi Üniversitesi, 2023).

Stokastik süreçler, zaman içinde rastgele değişiklikler gösteren olayları modellemek için kullanılan matematiksel süreçlerdir. Bu süreçler, genellikle zaman veya bir başka parametreye bağlı olarak evrilen ve sonuçları önceden tam olarak kestirilemeyen olayları tanımlar. Stokastik süreçler, gelecekteki olayları olasılık dağılımları ile tahmin etmeye çalışır, kesin sonuçlar yerine olayların olasılıklarını verir, bu nedenle belirsizlik içeren durumlarda güçlü bir araçtır (Yücemen ve Akkaya, 1995). Stokastik süreçlerin temel özelliği, belirsizlik ve rasgelelik içermeleridir. Bu nedenle, belirli bir zaman noktasında gerçekleşecek olaylar kesin

değil, olasılıksal olarak ifade edilir. Stokastik süreçlerin en yaygın kullanım alanları arasında finans, biyoloji, mühendislik, fizik ve deprem tahminleri gibi çeşitli disiplinler bulunur. Örneğin, finansal piyasaların dalgalanmalarını, bir hastalığın yayılımını veya depremlerin oluşum sıklığını modellemek için stokastik süreçlerden faydalanılır. Stokastik süreçlerin önemli bir bölümü Markov süreçleridir. Markov süreçlerinin kesikli durum uzayına sahip olduğu özel bir durumu ise Markov zincirleridir. Markov zincirleri, belirli zaman dilimlerinde bir durumdan diğerine geçiş olasılıklarıyla modellenir.

Poisson süreci ise üstel dağılım ile birlikte sıkça kullanılan bir süreçtir. Bu süreç için de magnitüdün olasılık yoğunluk ve dağılım fonksiyonu türetilmiştir. Depremlerin sıklığı ile magnitüd arasındaki ilişki Gutenberg-Richter yasası kullanılarak modellenmiştir. Ardından, Poisson süreci ile çeşitli magnitüdlere sahip depremlerin tekrarlanma süreleri hesaplanmıştır.

Üstel dağılım, olasılık teorisinde ve istatistikte sıkça kullanılan bir sürekli olasılık dağılımıdır. Genellikle bir olayın gerçekleşme süresinin, örneğin bir makinenin arızalanma süresi ya da iki ardışık deprem arasındaki zamanın modellenmesinde kullanılır. Üstel dağılım, olayların "hafızasızlık" özelliğine sahip olduğu süreçleri modellemek için idealdir; yani, bir olayın ne kadar süredir gerçekleşmediği, o olayın gelecekte gerçekleşme olasılığını etkilemez. Burada magnitüd rasgele değişkeninin olasılık yoğunluk ve dağılım fonksiyonları hesaplanarak, farklı magnitüdlere sahip depremlerin tekrarlanma yılları elde edilmiştir. Magnitüdün yoğunluk ve dağılım fonksiyonlarına dayanarak, çeşitli büyüklükteki depremlerin meydana gelme olasılıkları ve tekrarlanma süreleri tahmin edilmiştir. Ayrıca üstel dağılım modelinin uygunluğu hipotez testi ile doğrulanmıştır.

Weibull dağılımı, bir bölgedeki deprem riskini veya belirli bir şiddette bir depremin belirli bir zaman diliminde meydana gelme olasılığını tahmin etmek için kullanılabilir. Bu bağlamda, Weibull dağılımı, depremlerin bir bölgedeki tarihsel kaydına dayanarak, gelecekteki büyük depremlerin zamanlamasını ve frekansını tahmin etmeye yardımcı olur. Özellikle depremlerin tekrarlanma süreleri tahmin edildiğinde, bölgesel deprem risklerini belirlemek için uygundur.

Gumbel dağılımı, özellikle aşırı değer teorisi ile ilişkili olup, ekstrem olayların (en büyük depremler, seller, aşırı sıcaklıklar vb.) incelenmesinde kullanılır. Deprem

analizinde de en büyük depremleri modellemek ve ekstrem büyüklüklerdeki depremlerin oluşma olasılığını tahmin etmek için önemli bir araçtır.

Yenileme Süreçleri belirli olayların zaman içinde tekrarlanmasını modellemek için kullanılan stokastik süreçlerdir. Bu süreçler, özellikle bir olayın yeniden meydana gelme sürelerinin birbirinden bağımsız olduğu durumlarda kullanılır. Deprem yenileme teorisi de bu yaklaşımla, büyük depremler arasındaki süreleri modellemek için kullanılır. Depremler, tipik olarak uzun zaman aralıklarında meydana gelen doğal olaylardır ve büyük depremlerin ne zaman olacağı büyük bir belirsizlik taşır. Deprem bilimciler, büyük depremler arasındaki süreleri tahmin etmek ve risk analizleri yapmak için yenileme süreçlerini kullanırlar. Bu teorik yaklaşım, büyük depremler arasındaki zaman aralığını bir yenileme süreci olarak ele alır. Deprem tekrar süresi, bir yenileme sürecinde, iki büyük deprem arasındaki ortalama zamanı ifade eder (Murru vd., 2016). Deprem riskini değerlendirmek için önemli bir parametredir. Genellikle tarihsel verilere dayanarak tahmin edilir ve istatistiksel olarak incelenir. Yenileme süreçlerinde bağımsızlık varsayımı, depremlerin rasgele ancak belirli bir dağılıma göre ortaya çıktığı varsayımına dayanır. Bu çalışmadaki dağılım da Weibull dağılımı olarak alındı.

Yapay Sinir Ağları en temel bir biçimde, “insan beyni ve biyolojik sinir sisteminin işleyişini, bilgisayarlar üzerinde taklit etmeye çalışan sistemler” olarak tanımlanır. Bu sistemler, tıpkı insan beyni ve öğrenme mekanizmasında olduğu gibi, öğrenerek ve hatalarından ders çıkararak istenen sonuçlara ulaşma yeteneğine sahiptirler. Bir sinir ağının davranışı, bağlantıda olduğu hatların ağırlık değerleri ile ölçülmektedir. Bu ağırlıklar sayesinde ağ öğrenmeye başlar ve sonrasında genelleme yapar. Yapay sinir ağının yapısında, nöron (yapay sinir hücresi), bağlantılar ve öğrenme algoritması olmak üzere üç bileşen bulunur. Nöron, bir yapay sinir ağının temel işlem elemanıdır. Ağ içerisinde yer alan nöronlar, probleme etki eden faktörlere göre bir veya birden fazla girdi alırlar ve problemten beklenen sonuç sayısı kadar çıktı verirler. Deprem tahmin modelini oluşturmak ve modelden çıktı almak için modele girdi olarak girilecek olan verilerin sırasıyla girdi (Xs) ve çıktı (Ys) olarak bölünmesi gerekmektedir. Çalışmada kullanılan deprem veri seti tarih, saat, enlem, boylam, derinlik ve büyüklük verilerinden oluşmaktadır. Yapay sinir ağları yönteminde bu verilerdeki tarih ve zaman bilgileri, zaman damgasına çevrilerek bir girdi olarak kullanılmıştır. Bu düzenlenmiş deprem verileri Tablo

1.1’de verildi. Burada girdiler zaman, enlem, boylam ve derinlik verileridir. Çıktı olarak magnitüd bilgisi alınmaktadır (Karcı ve Şahin, 2022).

Tablo 1.1. Düzenlenmiş deprem verileri

Tarih	Zaman	Enlem	Boylam	Derinlik	M_x	Zaman Damgası
6.01.1956	12:15:44.60	40,3900	26,2900	10,00	5,60	465344
6.01.1956	14:52:59.10	41,0000	30,2000	10,00	5,20	474779
20.02.1956	20:31:43.80	39,8900	30,4900	40,00	6,40	4383103
23.02.1956	06:04:36.90	39,7600	30,1700	60,00	5,40	4590276
14.07.1956	19:01:07.20	40,3200	30,9000	40,00	4,80	16905667

Literatürde deprem tahmini üzerine pek çok çalışma yapılmış olup, neredeyse tüm makine öğrenme algoritmaları, modelleme teknikleri ve regresyon analizleri bu alanda kullanılmıştır. Seçilen değişkenler ve veri yapısına bağlı olarak her bir yöntemin avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Mevcut çalışmaların sonuçlarına göre, düşük şiddetli depremlerin tahmininde Üstel dağılım, yüksek şiddetli depremler için ise Poisson sürecinin başarılı olduğu görülmüştür. Markov zincirleri hem düşük hem de yüksek şiddetli depremlerin tahmininde daha iyi performans sergilemiştir. Yapay sinir ağları (YSA) ise düşük şiddetli depremlerde iyi tahmin verirken, büyük şiddetli depremlerin tahmininde büyük sapmalar görülmüştür. Ancak, bu yöntemlerin birlikte karşılaştırılması üzerine yapılan bir çalışma literatürde tespit edilememiştir. Bu nedenle, bu yöntemlerin gerçek deprem verilerine uygulanarak karşılaştırılmaları, çalışmanın kapsamı açısından büyük önem taşımaktadır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde konuyla ilgili yapılan birkaç çalışmaya yer verilmiştir.

Akın (2020), yapmış olduğu çalışmasında, yapılan istatistiksel çalışmalar sonunda kullanılan üç farklı olasılık tahmin modelinden magnitüdlere $M \geq 4$ olayların tekrarlanma periyodları için birbirlerine yakın sonuçlar bulunduğu, deprem oluşma olasılıklarının hesaplanmasında Poisson ve Gumbel uç değerler yaklaşım modellerinin magnitüdlere $M \geq 5$ olaylar için, üstel dağılım modelinin ise magnitüdlere $M \geq 5,7$ olan olaylar için daha uyumlu sonuçlar verdiği görülmüştür. Yine bu çalışmada farklı yöntemlerle elde edilen b-değerlerinin Batı Anadolu bölgesi için yapılan diğer çalışmalardan hesaplanan b-değerleriyle uyumlu olduğu söylenebilir.

Çelebioğlu vd. (2014), çalışmalarında İstatistiksel yaklaşımlarla Türkiye'nin Sismik Tehlike Değerlendirmesi adlı makalesinde Türkiye'de sismik değerlendirme için 2 olasılıksal yöntem önerilmektedir. Markov zincirleri durumların geçiş olasılıklarının modellenmesi ($M \geq 4$ büyüklüğündeki depremlerin varlığı veya yokluğu ile ilgili) Türkiye'nin 36^0 K ile 42^0 K ve 26^0 D ile 45^0 D arasında yer alan her bir bölgesinde $\Delta t = 0,07$ yıl zaman aralığı ve Poisson modeli, depremlerin oluşma olasılıklarını ve tekrarlanma yıllarını hesaplamak için kullanılır. Sonuç olarak büyük magnitüdlü depremlerin gerçekleşme olasılıkları ve tekrarlanma periyodlarını hesaplamak için Poisson modeli uygun bulunmuş diğer taraftan Markov zincir modeli ile de depremler daha başarılı bir şekilde modellenenmiştir (ortalama % 85,21 başarı oranı ile).

Kasap ve Gürlen (2003), bu çalışmada, Marmara Bölgesi'nde (39.500-41.500) kuzey – (26.000-32.500) doğu koordinatları arasında, 1900-2000 yılları arasında meydana gelen 447 deprem verisi için bazı istatistiksel analizler yapılmıştır. Magnitüd rasgele değişkeninin olasılık yoğunluk ve dağılım fonksiyonları bulunarak, çeşitli magnitüdlere için depremlerin tekrarlanma yılları elde edilmiştir. Magnitüd rasgele değişkeninin yoğunluk ve dağılım fonksiyonu bulunmuştur. Buradan hareketle çeşitli magnitüdlere depremlerin meydana gelişlerine ilişkin bazı olasılıklar ile tekrarlanma yılları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu şekilde yapılan çalışmalar için üstel model kullanılmıştır. Bu modelin kullanılmasının doğruluğu hipotez testi ile desteklenmiştir. Daha önce yapılmış başka bir çalışmada kullanılan

yılda yaklaşık iki kere 4,2 civarındaki büyüklükte deprem olabileceği şeklinde yorumlanabilir. Ayrıca elde edilen bu sonuçlara göre 6,2 büyüklüğündeki bir başka deprem için ise yaklaşık ortalama 15 yıl sonra tekrarlanabileceği söylenebilir. Poisson'un daha çok büyük magnitüdlü depremler için iyi sonuçlar verdiği bu makalenin sonuçlarıyla karşılaştırıldığında görülmüştür. Literatürde bilindiği gibi üstel dağılım modelinin, genellikle düşük magnitüdlü depremler için daha iyi sonuçlar verdiği göz önüne alındığında, 4,2 büyüklüğünde bir depremin tekrarlanma yılı 0,6170 olarak hesaplandı. Bu ise yılda yaklaşık iki kere 4,2 civarındaki büyüklükte deprem olabileceği şeklinde yorumlanabilir. Ayrıca elde edilen bu sonuçlara göre 6,2 büyüklüğündeki bir başka deprem için ise yaklaşık ortalama 15 yıl sonra tekrarlanabileceği söylenebilir.

Kızılok Kara (2017), çalışmasında Türkiye'deki deprem verilerinin magnitüd frekans ilişkisi Capula istatistik yaklaşımıyla modellenmiştir. İlk olarak deprem magnitüd frekans ilişkisi lineer regresyona dayalı GR (Gutenberg Richter) modeli ile tanımlanmış bu modelin parametreleri Poisson yöntemi kullanılarak depremlerin oluş ve tekrarlanma yılları farklı magnitüdle tahmin edilmiştir. Fakat lineer regresyonda belirtilen lineerlik ve normallik varsayımları yüksek magnitüd deprem verilerinde elde edilememiştir. Buna karşın bu çalışmada GR modeline alternatif olarak Capula modeli deprem magnitüd frekans ilişkisini belirlemede kullanılmıştır. Capula modelleri doğrusallık ve marjinal dağılımdaki esnekliği bulmada faydalı bir istatistiksel modeldir. Ayrıca GR modeline göre bu model deprem tekrarlanma periyodlarını tahmin etmede daha gerçekçi bulunmuştur. Depremin olma olasılıkları da bu modelle ölçülebilmektedir. Diğer taraftan magnitüd frekans değişkenlerinden ziyade depremin oluş zamanı deprem modellerinde daha önemli bir rol oynar. Bu sebeple ileriki çalışmaların Capula modeline zaman faktörünün de eklenerek yapılması deprem risk analizlerini ve deprem risk bölgelerini daha verimli kılar. Bu yüzden Capula modeline dayalı deprem tekrarlama periyodlarını çok değişkenli ele almak daha verimli olacaktır sonucuna varılmıştır.

Garavaglia ve Pavani (2011), çalışmalarında sismik tehlikenin değerlendirilmesi için yeni bir yöntem önermişlerdir. Büyük depremler için Poisson olmayan bir model üstel ve Weibull dağılımlarının karışımı olan karma bir model önerilmiş, bekleme süreleri ve parametreleri olabilirlik yöntemi kullanılarak tahmin

edilmiştir. Sonuç olarak Türkiye’de meydana gelen yüksek şiddetteki depremlerin (20. yy boyunca) verilerinin kullanarak, bulunan modelin doğruluğu kanıtlanmıştır.

Çam ve Duman (2016), çalışmasında, Türkiye’de Gutenberg-Richter ilişkisine bağlı ve deprem tahminlerinde kullanılan b değerini temel alan bir ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağı geliştirerek, ileri tarihli olası depremlerin tahmin edilebilmesini amaçlamışlardır. Genel olarak tahmin sonuçları değerlendirildiğinde ağ bütün bölgelerde gerçekleşmeyecek depremleri yüksek oranda tahmin etmiştir. Gerçekleşeceğini tahmin ettiği deprem sayıları da belli bir oranda gerçekleşirken, tahmin edemediği ve yanlış tahmin ettiği deprem tahminleri de sonuçlarda mevcuttur. YSA genel anlamda istenilen aralıklarda eldeki veri tabanında istenilen tahminleri belli bir başarı oranına kadar yapmasına rağmen çok yüksek oranlı gerçekleşecek deprem tahmini sunamamıştır. Verilerin yapısı incelendiğinde lineer olmayan bir veri topluluğu ile bu tahmin sonuçları istenilen düzeydedir. Gelecek çalışmalarda kullanılan giriş parametrelerine daha farklı deprem parametreleri eklenerek daha tutarlı tahminler elde edilebilir (örneğin Radon gazı yoğunluğu gibi). Panakkat ve Adeli tarafından yapılan çalışmada farklı ağ modelleri ve aynı girdi parametreleri kullanılarak deprem tahmini gerçekleştirilmiştir. Aynı girdi parametreleri ve verileri Levenberg Marquart, radyal tabanlı ve yinelenen sinir ağı modellerinde denenmiştir. Yaptıkları çalışmada deprem tahmini konusunda en iyi sonucu yinelenen sinir ağı modeli vermiştir. Panakkat ve Adeli tarafından kullanılan deprensellik parametreleri ile bu çalışmada kullanılan parametreler farklıdır. Bu açıdan, deprensellik parametrelerinin belirlenmesi ve belirlenen her bir parametrenin etkisinin ortaya konması önemlidir.

Özmen (2013), çalışmasının amacı, Ankara kent merkezini 50, 100 ve 150 km çevreleyecek şekilde çizilen ve sismo tektonik bölge olarak kabul edilen yerlerde meydana gelmiş $M \geq 4$ olan deprem verilerinden yararlanarak her bölge için Gutenberg–Richter büyüklük–sıklık bağıntısındaki a ve b parametrelerini bulmak, bu parametrelerden yararlanarak ve Poisson yöntemini kullanarak farklı büyüklükteki depremlerin meydana gelme olasılıklarını ve dönüş periyotlarını tahmin ederek Ankara’nın deprem tehlikesini belirleme çalışmalarına katkı sağlamaktır. Sonuç olarak Ankara ili ve yakın civarında gelecek 100 yıl içinde 6,5 veya daha büyük bir depremin meydana gelme ihtimalinin çok yüksek olması, olası depremlerin Ankara’yı haritanın öngörülerinde daha şiddetli derecede etkileyebileceğini

düşündürmektedir. Poisson yöntemine göre hesaplanan depremlerin meydana gelme olasılıklarından ve inceleme bölgesindeki aktif faylardan yararlanarak; 50 km yarıçaplı bölgede 5,5 büyüklüğe kadar oluşabilecek depremlerin küçük boyutlu faylardan, 100 km yarıçaplı bölgede gelecek 100 yıl içinde olma olasılığı %47 olan 6,5 büyüklüğündeki depremin Dodurga, Afşar ve Karakeçili faylarından, olma olasılığı %17 olan 7,0 büyüklüğündeki depremin Eldivan Elmadağ Tektonik kamasından, 150 km yarıçaplı bölgede gelecek 100 yıl içinde olma olasılığı %79 olan 7,0 büyüklüğündeki depremin Eskişehir, Tuzgölü, Seyfe ve Ezinepazarı faylarından, olma olasılığı %45 olan 7,5 büyüklüğündeki depreminde Kuzey Anadolu fay zonundan kaynaklanabileceği düşünülmüştür.

Firuzan (2008), çalışmasında, Batı Anadolu'ya istatistiksel frekans analizini uygulamak için (36.50°–40.00°) Kuzey ve (26.00°–30.00°) Doğu koordinatları ile sınırlandırılmıştır. Analizde kullanılan veriler aletsel dönemi 1.1.1900–10.11.2006 ($M \geq 4$) tarihlerini içermektedir. İncelenen deprem verilerinin daha uzun dönem verilerini temsil ettiği ve bu dönem içerisinde sismisitenin kümelenme olasılığının veya çok şiddetli depremler olma olasılığının olmadığı varsayıldı. Çalışma alanı sismo tektonik özellikler nedeniyle sekiz bölgeye bölünmüştür. Bütün hesaplamalar bu bölgeler için ayrı ayrı yapılmıştır. Deprem verileri, belirli bir deprem şiddetini veya büyüklüğünü aşan ani çıkışlar (POT) ve belirli bir bölgede meydana gelen yıllık maksimum deprem şiddetleri ya da büyüklükleri (AM) olmak üzere iki kısımda ifade edilmiştir. Yüzey dalga şiddeti (M_s) POT ve AM serileri, Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi kataloğundan elde edilmiştir. Her bölge için çeşitli deprem şiddetlerinin aşılma olasılıkları ve geri dönüş periyodları hesaplanmıştır. Bu çalışma, Batı Anadolu'daki bütün bölgeler için daha güvenilir ve daha doğru tahminler sağlamak amacıyla dört istatistiksel dağılım kullanılarak, karşılaştırmalı bir değerlendirilme yapılmasını amaçlamaktadır. Karşılaştırılmak üzere seçilen modeller üstel, Gumbel, Log Pearson Tip 3 (LP3) ve genelleştirilmiş Pareto (GP) dağılımlarıdır. Model parametreleri moment yöntemi ile tahminlenmiştir. Her bir model için niceliksel değerlendirme Anderson Darling test sonuçlarına ve kantil tahminlerine dayandırılmıştır. Tüm karşılaştırmalara dayanarak, GP dağılımının belirli bir deprem şiddetini veya büyüklüğünü aşan ani çıkışlar için, Gumbel dağılımının da yıllık maksimum deprem verileri için en uygun dağılım olduğu sonucuna varılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, şiddet-frekans ilişkisinde

hesaplanan b deęerleri 0,40–0,76 aralıęındadır. Bu sonular, daha nce Ege Blgesi ve evresi iin yapılan alıřmalarla desteklenmektedir. En yksek b deęeri Blge 7 (Gkova Krfezi) iin belirlenmiřtir. Gumbel, stel ve GP modelleri sonularına gre, Blge 7 ve 8, 7 řiddeti iin en dřk risk ve en uzun geri dnř periyoduna sahiptir. Bununla birlikte, LP3 daęılım sonuları, Blge 7’nin 7 řiddeti iin en dřk risk ve en uzun geri dnř periyoduna sahip olduęunu gstermiřtir.

Konsuk ve Aktas (2013), bu alıřmada ise Trkiye’nin 39^0 - 42^0 Kuzey 26^0 - 45^0 Doęu koordinatları arasında gerekleřmiř $M \geq 5$, 231 deprem verisi analiz edilmiřtir. Magnitd’n olasılık yoęunluk ve toplam fonksiyonu tretildi. Sıklık ve magnitd arasındaki iliřki Gutenberg-Richter kullanılarak veri modellendi. Poisson modeli kullanılarak tekrarlanma sreleri hesaplandı. Magnitd 5,2 řiddetindeki bir depremin tekrarlanma zamanı yaklařık olarak yılda  kez olarak hesaplandı.

William vd. (2015), Bu makalede, sismik olarak aktif bir blgedeki (Kuzeydoęu Hindistan) depremlerin zamansal alanda olasılıksal bir analizi gerekleřtirilmiřtir. İki model kullanılmıřtır; birincisi, gelecekte belirli bir zaman dilimi ierisinde sz konusu blgeyi vuracak en az bir byk depremin olasılık tahmini iindir. İkinici model, kaydedilmiř bir byklęe sahip bir depremin hemen ardından farklı byklk aralıklarında depremlerin meydana gelme olasılıęını deęerlendirmek iin kullanılmıřtır. Her iki model de doęası gereęi Markov’dur ve depremlerin meydana geliřini birinci dereceden Markov sreci olarak modellemektedir. İlk model, blgenin en az bir byk deprem yařamasının uzun vadeli risklerini ngrr ve ikincii model ani kısa vadeli riskleri ngrr.

Susilo vd. (2019), alıřmalarında, Doęu Cava’daki deprem oluřumu Markov Zinciri Modeli kullanılarak analiz edilmiřtir. Katalog verileri 1960’tan 2017’ye kadar Doęu Cava ve civarında meydana gelen deprem olaylarından oluřmaktadır. Veriler dalma depremi ve i fay depremi olarak sınıflandırılmıřtır. Daha sonra, artı řokları kaldırmak iin veriler Reasenberg algoritması kullanılarak kmelemeden ıkarılmıřtır. Arařtırma alanı dokuz blgeye blnerek mekansal analiz yapılmıřtır. Her blgedeki deprem oluřumunun en yksek olasılık geiři hakkında bilgi veren olasılık geiř matrisleri farklı byklk eřikleri iin hesaplanmıřtır. Ayrıca, depremlerin oluřumu arasındaki baęımsızlıęı incelemek iin Ki-Kare testi uygulanmıřtır. Sismik tehlike analizi amacıyla, her blgedeki aktif (1) ve inaktif (0) periyotları $M \geq 5$ ve $d < 70$ km derinlięindeki depremlerin oluřumuna dayanarak

belirleyerek zamansal Markov zinciri analizi kullanılmıştır. İki durumlu olasılık geçişinden, her bölgedeki aktif ve inaktif durumların ortalama süreleri elde edilmiştir. Hem mekansal hem de büyüklük analiz sonuçları, $M \geq 4$, $M \geq 5$ olan dalma depreminin ve $M \geq 3$ olan iç fay depreminin güçlü birinci dereceden Markov özelliği gösterdiğini, yani bir deprem oluşumu ile ardışık oluşum arasında sağlam bir bağımlılık olduğunu ortaya koymuştur. Araştırma alanındaki inaktif durumun ortalama süresi 2,5 ila 13,5 yıl arasında değişmiştir.

Özel ve Solmaz (2012), çalışmalarında, Türkiye'de, 28.04.1903-09.11.2011 tarihleri arasında ve büyüklüğü $M \geq 5$ olarak kaydedilmiş 118 deprem verisi için çeşitli istatistiksel analizler ile çözümleme yapılmıştır. Öncelikle deprem büyüklüğü değişkeninin yoğunluk ve dağılım fonksiyonu üstel modelden yararlanarak bulunmuştur. Buradan çeşitli büyüklüklerdeki depremlerin meydana gelişlerine ilişkin bazı olasılıklar ve tekrarlanma yılları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Üstel modelin uygunluğu hipotez testi ile desteklenmiştir. Üstel dağılım modelinin genellikle büyüklüğü az olan depremler için daha iyi sonuçlar verdiği göz önüne alındığında, 5,2 büyüklüğünde bir depremin tekrarlanma süresinin 0,2242 yıl olabileceği söylenebilir. Diğer bir deyişle, yaklaşık dört buçuk yılda bir kez 5,2 büyüklüğünde deprem olabileceği şeklinde yorumlanabilir. Ayrıca elde edilen sonuçlara göre, 7,7 büyüklüğündeki bir depremin ise yaklaşık olarak ortalama 27 yıl sonra tekrarlanabileceği söylenebilir. Depremlerin zaman ve uzay içindeki oluşumların birbirinden bağımsız olamayacağı varsayılarak Markov modeli neotektonik bölge yapılar dikkate alınarak deprem oluşumlarına uygulanmıştır. Markov zinciri ile elde edilen sonuçlara göre, yaklaşık 20 yıl sonra Türkiye'deki deprem sisteminin dengeye ulaşacağı, diğer bir deyişle, depremlerin meydana gelme olasılıklarının yıllar geçse de değişmeyeceği sonucuna ulaşılmıştır. 2012 ve 2013 yıllarında beş ve üzerindeki büyüklükteki bir deprem olma olasılığının 0,4; 2014 ve 2015'te 0,6 olduğu söylenebilir.

3. DEPREMLE İLGİLİ GENEL BİLGİLER

Bu bölümde genel anlamda deprem ile ilgili kısa bilgiler verilecektir. Deprem nedir ve nasıl oluşur, parametreleri nelerdir, büyüklük ve şiddet hakkında bilgilere değinilecektir.

3.1. Deprem ve Depremlerin Meydana Gelişi

Yerkabuğu içinde meydana gelen kırılmalar sonucunda oluşan titreşimlerin dalgalar halinde yayılarak geçtikleri ortamları ve yeryüzünü sarsması olayına deprem denir. Deprem, insanın hareketsiz ve güvenli kabul ettiği toprağın da hareket edebileceğini ve üzerinde bulunan yapılarla birlikte yıkıcı hasarlara ve can kayıplarına yol açabilecek bir doğa olayıdır.

Deprem oluşumunu, deprem dalgalarının yer yuvarında nasıl yayıldığını, bu dalgaların ölçüm aletleri ve yöntemlerini, kayıtların analizini ve depremle ilgili diğer tüm konuları inceleyen bilim dalına sismoloji denir. Depremler genellikle yer kabuğunu oluşturan levhaların birbirine sürtünmesi, sıkışması, birinin diğerinin altına girmesi veya üstüne çıkması sonucu, bu levhaların sınır bölgelerinde meydana gelir. Çoğu deprem, yeryüzünden yaklaşık 12 km derinliğe kadar uzanan elastik bir kısımda, üst kabuk içinde oluşur. Depremler, yer içinde "fay" adı verilen kırıklar üzerinde biriken biçim değiştirme enerjisinin aniden boşalmasıyla meydana gelen yer değiştirme hareketleri sonucu ortaya çıkan karmaşık elastik dalga hareketleri olarak da tanımlanabilir. Bu yer değiştirme miktarı, depremin büyüklüğü ile doğru orantılıdır ve özellikle sık depremlerde, faylanma ile oluşan kırıklar bazen yeryüzünde gözle görülebilir hale gelir.

3.2. Deprem Parametreleri

Herhangi bir deprem oluştuğunda, bu depremin tariflenmesi ve anlaşılabilmesi için deprem parametreleri olarak tanımlanan bazı kavramlardan söz edilmektedir. Kısaca bu parametreler aşağıda verildi.

3.2.1. Deprem Odak Noktası

Odak noktası yerin içinde depremin enerjisinin ortaya çıktığı noktadır. Bu noktaya odak noktası veya iç merkez de denir. Gerçekte, enerjinin ortaya çıktığı bir nokta olmayıp bir alandır, fakat pratik uygulamalarda nokta olarak kabul edilmektedir. Depremin odak noktası ne kadar derinde olursa, sarsıntılar yüzeyde o

kadar az hissedilebilir. Derin depremler, genellikle daha geniş bir alana yayılmasına rağmen yüzeyde daha az şiddetli sarsıntılara neden olurken, yüzeye daha yakın depremler daha güçlü sarsıntılara yol açar.

Deprem Derinlik Sınıfları:

- *Sığ Depremler*: 0-70 km derinlikte meydana gelir.
- *Orta Derinlikte Depremler*: 70-300 km arasında gerçekleşir.
- *Derin Depremler*: 300 km'den daha derinde oluşur.

Bu özellikler, depremin yer yüzeyinde ne kadar şiddetli hissedileceğini belirler. Örneğin, sığ depremler genellikle daha büyük hasar verirken, derin depremler daha geniş bir alanı etkileyebilir ancak hasarları daha sınırlı olabilir.

3.2.2. Dış Merkez

Odak noktasına en yakın olan yer üzerindeki noktadır. Burası aynı zamanda depremin en çok hasar yaptığı veya en kuvvetli olarak hissedildiği noktadır. Aslında bu, bir noktadan çok bir alandır. Depremin dış merkez alanı depremin şiddetine bağlı olarak çeşitli büyüklüklerde olabilir. Bazen büyük bir depremin odak noktasının boyutları yüzlerce kilometreyle de belirlenebilir. Bu nedenle "Episantr Bölgesi" ya da "Episantr Alanı" olarak tanımlama yapılması gerçeğe daha yakın bir tanımlama olacaktır.

3.2.3. Odak Derinliği

Depremde enerjinin açığa çıktığı noktanın yeryüzünden en kısa uzaklığı, depremin odak derinliği olarak adlandırılır. Depremler odak derinliklerine göre sınıflandırılabilir. Bu sınıflandırma tektonik depremler için geçerlidir. Yerin 0-60 km. derinliğinde olan depremler sığ deprem olarak nitelenir. Yerin 70-300 km. derinliklerinde olan depremler orta derinlikte olan depremlerdir. Derin depremler ise yerin 300 km. den fazla derinliğinde olan depremlerdir. Türkiye'de olan depremler genellikle sığ depremlerdir ve derinlikleri 0-60 km. arasındadır. Orta ve derin depremler daha çok bir levhanın bir diğer levhanın altına girdiği bölgelerde olur. Derin depremler çok geniş alanlarda hissedilir, buna karşılık yaptıkları hasar azdır. Sığ depremler ise dar bir alanda hissedilirken bu alan içinde çok büyük hasar yapabilirler.

3.2.4. Eşşiddet (İzoseit) Eğrileri

Aynı şiddetle sarsılan noktaları birbirine bağlayan noktalara denir. Bunun tamamlanmasıyla eş şiddet haritası ortaya çıkar. Genelde kabul edilmiş duruma göre, eğrilerin oluşturduğu yani iki eğri arasında kalan alan, depremlerden etkilenme yönüyle, şiddet bakımından sınırlandırılmış olur. Bu nedenle depremin şiddeti eş şiddet eğrileri üzerine değil, alan içerisine yazılır.

3.2.5. Şiddet

Herhangi bir derinlikte olan depremin, yeryüzünde hissedildiği bir noktadaki etkisinin ölçüsü olarak tanımlanmaktadır. Diğer bir deyişle depremin şiddeti, onun yapılar, doğa ve insanlar üzerindeki etkilerinin bir ölçüsüdür. Bu etki, depremin büyüklüğü, odak derinliği, uzaklığı yapıların depreme karşı gösterdiği dayanıklılık dahi değişik olabilmektedir. Şiddet depremin kaynağındaki büyüklüğü hakkında doğru bilgi vermemekle beraber, deprem dolayısıyla oluşan hasarı yukarıda belirtilen etkenlere bağlı olarak yansıtır.

Depremin şiddeti, depremlerin gözlenen etkileri sonucunda ve uzun yılların vermiş olduğu deneyimlere dayanılarak hazırlanmış olan "Şiddet Cetvelleri" ne göre değerlendirilmektedir. Diğer bir deyişle "Deprem Şiddet Cetvelleri" depremin etkisinde kalan canlı ve cansız her şeyin depreme gösterdiği tepkiyi değerlendirmektedir. Önceden hazırlanmış olan bu cetveller, her şiddet derecesindeki depremlerin insanlar, yapılar ve arazi üzerinde meydana getireceği etkileri belirlemektedir.

Bir deprem oluştuğunda, bu depremin herhangi bir noktadaki şiddetini belirlemek için, o bölgede meydana gelen etkiler gözlenir. Bu izlenimler Şiddet Cetveli' nde hangi şiddet derecesi tanımına uygunsa, depremin şiddeti, o şiddet derecesi olarak değerlendirilir. Örneğin; depremin neden olduğu etkiler, şiddet cetvelinde VIII şiddet olarak tanımlanan bulguları içeriyorsa, o deprem VIII şiddetinde bir deprem olarak tariflenir. Deprem Şiddet Cetvellerinde, şiddetler romen rakamıyla gösterilmektedir. Bugün kullanılan başlıca şiddet cetvelleri değiştirilmiş "Mercalli Cetveli (MM)" ve "Medvedev-Sponheur-Karnik (MSK)" şiddet cetvelidir. Her iki cetvelde de XII şiddet derecesini kapsamaktadır. Bu cetvellere göre, şiddeti V ve daha küçük olan depremler genellikle yapılarda hasar meydana getirmezler ve insanların depremi hissetme şekillerine göre değerlendirilirler.

VI-XII arasındaki şiddetler ise, depremlerin yapılarda meydana getirdiği hasar ve arazide oluşturduğu kırılma, yarıлма, heyelan gibi bulgulara dayanılarak değerlendirilmektedir.

3.2.6. Magnitüd (Büyükлük)

Deprem sırasında açığa çıkan enerjinin bir ölçüsü olarak tanımlanmaktadır. Enerjinin doğrudan doğruya ölçülmesi olanağı olmadığından, Amerika Birleşik Devletleri'nden Prof. C. Richter tarafından 1930 yıllarında bulunan bir yöntemle depremlerin aletsel bir ölçüsü olan "Magnitüd" tanımlanmıştır. Prof .Richter, episantrdan 100 km. uzaklıkta ve sert zemine yerleştirilmiş özel bir sismografla (2800 büyütme, özel periyodu 0,8 saniye ve % 80 sönümü olan bir Wood-Anderson torsiyon Sismografi ile) kaydedilmiş zemin hareketinin mikron cinsinden (1 mikron 1/1000 mm) ölçülen maksimum genliğinin 10 tabanına göre logaritmasını bir depremin "magnitüdü" olarak tanımlamıştır. Bugüne dek olan depremler istatistik olarak incelendiğinde kaydedilen en büyük magnitüd değeri 8,9 olduğu görölmektedir (31 Ocak 1906 Colombiya-Ekvator ve 2 Mart 1933 Sanriku-Japonya depremleri).

Magnitüd, aletsel ve gözlemsel magnitüd değeri olmak üzere iki gruba ayrılabilir.

Aletsel magnitüd, yukarıda da belirtildiği üzere, standart bir sismografla kaydedilen deprem hareketinin maksimum genlik ve periyod değeri ve alet kalibrasyon fonksiyonlarının kullanılması ile yapılan hesaplamalar sonucunda elde edilmektedir. Aletsel magnitüd değeri, gerek hacim dalgaları ve gerekse yüzey dalgalarından hesaplanmaktadır.

Genel olarak, hacim dalgalarından hesaplanan magnitüdlere (m), ile yüzey dalgalarından hesaplanan magnitüdlere (M) ile gösterilmektedir. Her iki magnitüd değerini birbirine dönüştürecek bazı bağıntılar mevcuttur.

Gözlemsel magnitüd değeri ise, gözlemsel inceleme sonucu elde edilen episantr şiddetinden hesaplanmaktadır. Ancak, bu tür hesaplamalarda, magnitüd-şiddet bağıntısının incelenilen bölgeden bölgeye değiştiği de göz önünde tutulmalıdır.

Gözlemevleri tarafından bildirilen bu depremin magnitüdü depremin enerjisi hakkında fikir vermez. Çünkü deprem sığ veya derin odaklı olabilir. Magnitüdü aynı

olan iki depremden sığ olanı daha çok hasar yaparken, derin olanı daha az hasar yapacağından arada bir fark olacaktır. Yine de Richter ölçeği (magnitüd) depremlerin özelliklerini saptamada çok önemli bir unsur olmaktadır (Gürten, 2001).

Depremlerin şiddet ve magnitüdları arasında birtakım ampirik bağıntılar çıkarılmıştır. Bu bağıntılardan şiddet ve magnitüd değeri arasındaki dönüşümleri aşağıdaki gibi verilebilir.

Tablo 3.1. Şiddet ve Magnitüd arasındaki dönüşüm değeri

Şiddet	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI	XII
Magnitüd	4	4,5	5,1	5,6	6,2	6,6	7,3	7,8	8,4

3.3. Büyüklüğü Ölçmek İçin Kullanılan Yöntemler

3.3.1. Süreye Bağlı Büyüklük (Md)

Daha büyük bir depremin, sismometre üzerinde daha uzun bir süre için salınımlara yol açacağı ilkesinden hareket edilir. Depremin, sismometre üzerinde ne kadar uzun süreli bir titreşim oluşturduğu ölçülür ve deprem merkezinin uzaklığı ile ölçeklenir. Bu yöntem küçük ($M < 5$) ve yakın ($Uzaklık < 300$ km) depremeler için kullanılır.

3.3.2. Yerel Büyüklük (MI)

Bu yöntem 1935’da Richter tarafından depremleri ölçmek için önerilen ilk yöntemdir. Bu yöntem, havuza atılan tas örneğine dönecek olursak, taşın suya çarparken oluşturduğu ses dalgalarının suyun içerisine yerleştirilmiş bir mikrofon ile dinlenmesine benzetilebilir. Ses kaydında oluşan en yüksek genlik değeri, uzaklık ile ölçeklenerek taşın büyüklüğü hakkında bilgi verecektir. Depremin büyüklüğünü kestirirken de aynı ilke uygulanır. Bu yöntem de görece küçük (büyüklüğü 6’dan az) ve yakın (uzaklığı 700 km’den az) depremeler için kullanılır. Doğru değeri bulması için sismometrelerin çok iyi kalibre edilmiş olması esastır.

3.3.3. Yüzey Dalgası Büyüklüğü (Ms)

Bu yöntem ilk iki yöntemin yetersiz kaldığı büyük depremleri ($M > 6$) ölçmek için geliştirilmiştir. Havuz örneğine geri dönecek olursak, suyun yüzeyinde oluşan ve halkalar şeklinde merkezden çevreye yayılan dalgaların en yüksek

genliğinin ölçülmesi esasına dayanır. Bu tür dalgalar yeryüzünde kaynaktan çok uzak mesafelere yayılabilirler. Diğer yöntemlerin aksine bu yöntemin güvenilirliği uzak mesafeden yapılan ölçümlerde daha da artar.

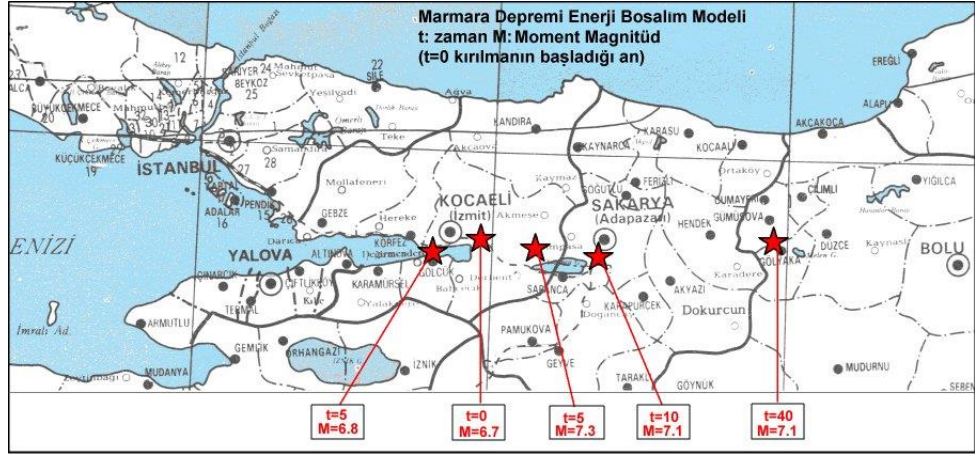
3.3.4. Cisim Dalgası Büyüklüğü (Mb)

Bu yöntem Yüzey Dalgası yöntemine benzer, tek farkı yüzeyden yayılan dalgalar yerine derinliklerde ilerleyen dalgaların kullanılmasıdır. Havuz örneğine dönersek, taşın suya çarpması ile oluşan ses dalgaları (akustik dalga) suyun içerisinde uzak mesafelere yayılabilir. Bu ses dalgalarının bir mikrofona ile dinlenebilir ve ulaştığı en yüksek genlik taşın büyüklüğü konusunda bilgi verir. Deprem için de durum benzerdir. Ancak yer kabuğu içerisinde sadece ses dalgası değil, kesme dalgası adı verilen bir başka dalga türü de üretilir. Bu iki dalga türünün tümüne Cisim Dalgaları adı verilir. Sismometreler, mikrofondan farklı olarak her iki dalga türünü (Cisim Dalgaları) de kaydedebilir.

3.3.5. Moment Büyüklüğü (Mw)

Bu büyüklük türü, diğerlerine göre en güvenilir olanıdır. Bilim dünyasında, eğer bir deprem için moment büyüklüğü hesaplanabilmişse, diğer büyüklük türlerine gerek kalmadığı düşünülür. Belirleme açısından hepsinden çok daha karmaşıktır. Esas olarak depremin oluşumunun matematiksel bir modelinin yapılmasına karşılık gelir. Bir araştırmacının gerçekleştirebileceği bilimsel bir çalışma süreci ile hesaplanabilir ve bu yüzden hesaplamaların belirli bir zaman alması kaçınılmazdır. Otomatik olarak uygulamaya konulabilmesi ise zordur, dünyada sayılı birkaç gözlemevinde, sadece belirli bir büyüklüğün üzerindeki depremler için rutin olarak hesaplanmaktadır. Uygulamada, sadece belli bir büyüklüğün üzerindeki depremler için $(M > 4,0)$ moment büyüklüğü hesaplanabilir (<http://www.koeri.boun.edu.tr/bilgi/buyukluk.htm>).

Bu çalışmada kullanılan magnitüd (MD, ML, Mw, Ms, Mb) değerleri içerisindeki en büyük değer olarak alınmıştır. Şekil 3.1 ise çalıştığımız bölgedeki gerçekleşen en büyük enerji boşalım değerlerini göstermektedir.



Şekil 3.1. Marmara depremi enerji boşalım modeli

4. METODOLOJİ

4.1. Stokastik Süreçler

Tanım 4.1.1. $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ olasılık uzayı olsun. Bu uzayda tanımlanan $\{\xi_t, t \geq 0\}$ tesadüfi değişkenler ailesine stokastik süreç denir. Burada t – zamana ilişkin parametredir.

Tanım 4.1.2. ξ_t sürecinin alabileceği değerler kümesi R_ξ ile t parametresinin alabileceği değerler kümesi de T ile gösterilir. Bu bağlamda R_ξ 'e durum uzayı T ye ise indis kümesi ya da parametre kümesi denir. $R_\xi = (-\infty, \infty)$ ve $T = [0, \infty)$ 'dır. Durum uzayı E ile de gösterilir. Eğer $T = (-\infty, \infty)$ ise ξ_t ye stokastik fonksiyon denir ve $\{\xi_t, T\}$ ile ifade edilir.

$\xi_t = k, k \in R_\xi$ olduğunda stokastik süreç t anında k durumundadır. Stokastik süreç tesadüfi değişken kavramının genel hali tesadüfi değişken kavramı da stokastik süreç kavramının özel halidir. $t = t_0$ gibi bir sabite eşit olduğunda stokastik süreç ξ_{t_0} gibi bir boyutlu tesadüfi değişkene dönüşür. $t \in \{t_1, t_2\}$ alabiliyorsa stokastik süreç iki boyutlu tesadüfi değişkene dönüşür ve (ξ_{t_1}, ξ_{t_2}) biçimindedir. $t \in \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ için stokastik süreç n boyutlu tesadüfi değişkenler vektörüne dönüşür ve $(\xi_{t_1}, \xi_{t_2}, \dots, \xi_{t_n})$ olur (Bobrowski, 2005).

4.2. Markov Zincirleri

4.2.1. Kesikli Parametrelili Markov Zinciri

Tanım 4.2.1.1. $\{\xi_n, n \geq 0\}$ stokastik süreci tüm n doğal sayıları ve x_n durumları için aşağıdaki özelliği sağlarsa bu sürece kesikli parametrelili Markov zinciri bu özelliğe de Markov özelliği veya belleksizlik özelliği denir. Burada $E = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}, \forall x_i \in \mathbb{N}$

$$P(\xi_n = x_n | \xi_0 = x_0, \xi_1 = x_1, \dots, \xi_{n-1} = x_{n-1}) = P(\xi_n = x_n | \xi_{n-1} = x_{n-1}) \quad (4.1)$$

4.2.2. Koşullu ve Koşulsuz Geçiş Olasılıkları

Koşullu ve koşulsuz geçiş olasılıkları da aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$P(\xi_1 = x_1, \dots, \xi_n = x_n | \xi_0 = x_0) = p_{x_0 x_1} p_{x_1 x_2} \dots p_{x_{n-1} x_n} \quad (4.2)$$

$$P(\xi_0 = x_0, \xi_1 = x_1, \dots, \xi_n = x_n) = p_{x_0} p_{x_0 x_1} p_{x_1 x_2} \dots p_{x_{n-1} x_n} \quad (4.3)$$

$$p_{x_i x_j}^{(n)} = P(\xi_{m+n} = x_j | \xi_m = x_i) \quad (4.4)$$

Eşitlik (4.4) n adım geçiş olasılığı olarak adlandırılır. Eğer bu olasılık yalnızca n ye bağlı, fakat m ye bağlı değilse bu zincire homojen Markov zinciri denir.

(4.4) eşitliğinde $m = 0$ ve $n = 1$ alınırsa

$$p_{x_i x_j}^{(1)} = P(\xi_1 = x_j | \xi_0 = x_i) \quad (4.5)$$

bu olasılığa da bir adım geçiş olasılığı denir ve $p_{ij}^{(1)} = p_{ij}$ ile gösterilir.

Eşitlik (4.4)'de $m = 0$ ve $n = 0$ alınırsa

$$p_{ij}^{(0)} = \delta_{ij} = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ 1, & i = j \end{cases} \quad (4.6)$$

olur. δ_{ij} 'ye Kronecker delta fonksiyonu denir. Ayrıca sürecin başlangıç anında i durumunda olması olasılığı aşağıdaki gibi gösterilir.

$$p_i = P(\xi_0 = i), \quad i \in E \quad (4.7)$$

4.2.3. Stokastik Matris ve Geçiş Matrisi

Tanım 4.2.3. $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ vektörü $\forall v_j \in V$ için $v_j \geq 0$ ve $\sum_{j \in E} v_j = 1$ koşullarını sağlıyorsa, V vektörüne olasılık vektörü denir. Her satırı bir olasılık vektörü olan kare matrise stokastik matris veya Markov matrisi denir. Özel olarak bir Stokastik matrisin sütunları toplamı da bire eşit ise bu matrise çift stokastik matris denir. Stokastik matrisin herhangi bir kuvveti ve iki stokastik matrisin çarpımları da yine stokastik matristir. Durum uzayı $E = \{0, 1, 2, \dots\}$ olan bir Markov zincirinin n adım geçiş olasılıklarının oluşturduğu matrise n adım geçiş matrisi denir. Aşağıdaki gibi oluşturulur (Karlin and Taylor, 2011).

$$P^n = \begin{bmatrix} p_{00}^{(n)} & p_{01}^{(n)} & \dots & p_{0j}^{(n)} & \dots \\ p_{10}^{(n)} & p_{11}^{(n)} & \dots & p_{1j}^{(n)} & \dots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \\ p_{i0}^{(n)} & p_{i1}^{(n)} & \dots & p_{ij}^{(n)} & \dots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Burada $n = 1$ için 1 adım geçiş matrisi elde edilir. Bu matris sonlu ya da sonsuz boyutlu olabilir.

Tanım 4.2.4. İlk kez i durumundan j durumuna geçiş zamanı,

$$T_{ij} = \min\{n \geq 1: (X_n = j | X_0 = i)\} \quad (4.9)$$

Tanım 4.2.5. i durumunda olan zincirin i 'ye geri dönmesi kesin ise bu duruma rekurent (geri dönülen) durum denir. Yani;

$$f_{ii} = P(T_{ii} < \infty) = 1 \quad (4.10)$$

Tanım 4.2.6. i durumunda olan zincirin i 'ye geri dönmesi olasılığı kesin değil ise bu duruma transient (geçiş) durumu denir.

$$f_{ii} \neq 1 \text{ ve ya } f_{ii} < 1 \quad (4.11)$$

Tanım 4.2.7. $f_{ii} = 1$ ve $\mu_{ii} < \infty$ ise i durumuna pozitif rekurent durum denir. Burada μ_{ii} i durumundan i durumuna ilk kez ortalama dönüş süresidir. $f_{ii} = 1$ ve $\mu_{ii} = \infty$ ise i durumuna sıfır rekurent durum denir.

Tanım 4.2.8. f_{jj} ve $f_{ij}^{(n)}$ şöyle tanımlanır.

$$\begin{aligned} \text{a. } f_{jj} &= \sum_{n=1}^{\infty} f_{jj}^{(n)}, & n &\geq 1 \\ \text{b. } f_{ij}^{(n)} &= \sum_{j \neq k} p_{ik} f_{kj}^{(n-1)}, & n &\geq 2 \end{aligned} \quad (4.12)$$

Tanım 4.2.9. Bir i durumunun periyodu $d(i) = \text{ebob} \{n \geq 1: p_{ii}^{(n)} > 0\}$ kümesindeki tamsayılarının en büyük ortak böleni olarak tanımlanmaktadır. $d(i) > 1$ ise, i durumu $d(i)$ periyodu ile periyodik olarak adlandırılır. Eğer $d(i) = 1$ ise i durumuna aperiodyodik durum denir. Her zaman $p_{ii} > 0$ olduğunda da i durumu aperiodyodiktir.

Tanım 4.2.10. i durumu periyodik olmayan bir durum ve pozitif rekurent ise bu duruma ergodik durum denir.

4.2.4. Chapman – Kolmogorov Denklemi

Chapman – Kolmogorov denklemi yüksek dereceli ve büyük boyutlu stokastik matrislerle çalışıldığında kolaylık sağlar. P bir stokastik matris olmak üzere

$$P^{(n+m)} = P^{(n)} P^{(m)} \quad (4.13)$$

ve $E = \{0, 1, 2, \dots\}$ olmak üzere $\forall i, j \in E$ için $p_{ij}^{(n+m)}$ olasılığı:

$$p_{ij}^{(n+m)} = \sum_{k \in E} p_{ik}^{(n)} p_{kj}^{(m)} \quad (4.14)$$

dir (Sağlam vd., 2023).

4.3. İlk Varış Olasılıkları

Tanım 4.3.1. $\{\xi_n, n \geq 0\}$ kesikli parametrelili kesikli durum uzaylı bir Markov Zinciri olsun. Bu zincirin i -durumundan j -durumuna ilk kez n zamanında (ya da n -inci adımda) geçme olasılığı n 'ye bağlı bir rasgele değişkendir ve aşağıdaki gibi ifade edilir. $i \neq j$ ise, ilk geçiş olasılığı yerine ilk varış olasılığı ifadesi kullanılır (Unal ve Celebioğlu, 2011).

$$f_{ij}^{(n)} = P(\xi_n = j, \xi_{n-1} \neq j, \dots, \xi_1 \neq j | \xi_0 = i) \quad (4.15)$$

$$f_{ii}^{(n)} = P(\xi_n = i, \xi_{n-1} \neq i, \dots, \xi_1 \neq i | \xi_0 = i) \quad (4.16)$$

Uyarı: $f_{ij}^{(n)}$ ' de ilk kez n adımda i ' den j ' ye geçmiş, $p_{ij}^{(n)}$ ' de ise ilk kez zorunluluğu yoktur.

$$f_{ii} = f_{ii}^{(1)} + f_{ii}^{(2)} + \dots = \sum_{n=1}^{\infty} f_{ii}^{(n)} \quad (4.17)$$

Burada, tüm i durumları için $f_{ii}^{(1)} = p_{ii}$ dir.

Tanım 4.3.2. i durumundan i durumuna ilk dönüş zamanının beklenen değeri aşağıdaki gibidir.

$$\mu_i = \mu_{ii} = E(T_{ii}) = \sum_{n=1}^{\infty} n P(T_{ii} = n) = \sum_{n=1}^{\infty} n f_{ii}^{(n)} \quad (4.18)$$

4.4. Markov Zincirinin Durağan ve Limit Dağılımı

Tanım 4.4.1. $\{\xi_n, n \geq 0\}$ bir homojen Markov zinciri ve bunun bir adım geçiş matrisi P olsun. Eğer

$$\pi P = \pi \quad (4.19)$$

eşitliğini sağlayan bir π olasılık vektörü varsa π ye Markov zincirinin durağan dağılımı denir. Burada

$$\pi = (\pi_0, \pi_1, \dots), \quad \pi_i \geq 0, \quad \sum_{i=0}^{\infty} \pi_i = 1 \quad (4.20)$$

Tanım 4.4.2. $\{\xi_n, n \geq 0\}$ homojen bir Markov zinciri ve $m > 0$ için $P^m > 0$ olduğunda P regular matristir.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^n = \pi' \quad \text{veya} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P_j^{(n)} = \pi_j \quad (4.21)$$

varsa π' e ya da π_j dizisine Markov zincirinin limit dağılımı denir. Burada π' matrisinin satırları aynı ve yukarıda tanımlanan π durağan dağılımına eşittir.

Uyarı: Bir Markov zincirinin limit dağılımı varsa durağan dağılımı da vardır. Limit dağılımı yoksa durağan dağılımı olabilir.

Tanım 4.4.1. Eğer limit dağılımı Markov zincirinin başlangıç durumuna bağlı değil ise ve her M_{jj} : j 'den j 'ye ortalama dönüş zamanı (tekrarlanma zamanı). Bir $\pi_k > 0$ ise bu tür dağılıma ergodik dağılım denir ve bu Markov zincirinin durumlarının ergodik olması ile aynı anlama gelir.

Teorem 4.4.1. Tüm durumlar pozitif rekurent indirgenemez bir Markov zinciri olduğunda bu zincir bir tek durağan dağılıma sahiptir. Bununla birlikte,

$$\pi_j = \frac{1}{M_{jj}} \quad , \quad \forall j \in E \quad (4.22)$$

dir.

4.5. Poisson Süreci

Tanım 4.5.1. $N(t)$, $(0, t]$ aralığında gerçekleşen belli bir türden olayların sayısı olmak üzere $\{N(t), t \geq 0\}$ stokastik sürecine bir sayma süreci denir (Ross, 2012).

$\{N(t), t \geq 0\}$ sayma süreci $T = [0, \infty)$ ve $E = \{0, 1, 2, \dots\}$ ile sürekli parametre ve kesikli durum uzaylı bir süreçtir. $\{N(t), t \geq 0\}$ sayma süreci aşağıdaki özelliklere sahiptir.

1. $N(t) \geq 0, \forall t \geq 0$,
2. $N(t)$ negatif olmayan tamsayı değerli bir rasgele değişkendir,
3. Eğer $s < t$ ise $N(s) \leq N(t)$ 'dir.
4. $s < t$ için $N(t) - N(s)$, $(s, t]$ aralığında gerçekleşen olay sayısıdır.

Bir X rasgele değişkenin olasılık fonksiyonu;

$$f_x(x) = P(X = x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \quad x = 0, \dots, \lambda > 0 \quad (4.23)$$

ise X rasgele değişkenine λ parametrelili Poisson dağılımına sahip bir rasgele değişken denir ve $X \sim \text{Poisson}(\lambda)$ biçiminde gösterilir. Bu rasgele değişkenin beklenen değeri, varyansı ve moment çıkaran fonksiyonu, sırasıyla Eşitlik 4.24'de verildi.

$$E(X) = \lambda \quad \text{Var}(X) = \lambda \quad M_x = (t) = e^{\lambda(e^t-1)} \quad t \in \mathcal{R} \quad (4.24)$$

Poisson dağılımı sürekli ortamda kesikli sonuçlar verirken aşağıdaki özelliklere sahip deneyleri modellemek için kullanılır.

1. Ortamın ayırık kısmındaki olayların sayısı bağımsız.
2. Ortamın çok küçük bir kısmında bir olay gerçekleşmesi olasılığı ortamın büyüklüğü ile orantılı olacak.
3. Ortamın çok küçük bir kısmında iki yada daha çok gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık olarak sıfırdır.

Tanım 4.5.2. $\{N(t), t \geq 0\}$ bir sayma süreci ve λ pozitif bir sabit olsun.

- i. $N(0) = 0$,
- ii. $\{N(t), t \geq 0\}$ bağımsız artışı,
- iii. $s, t \geq 0$ için $N(t + s) - N(s)$ rasgele değişkeni λt ortalamalı Poisson, yani

$$P(N(t + s) - N(s) = k) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^k}{k!} \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (4.25)$$

şartlarını sağlayan $\{N(t), t \geq 0\}$ sayma sürecine λ oranlı Poisson süreci denir. Poisson süreci hem bağımsız hem de (iii) özelliğinden dolayı durağan artışı bir sayma sürecidir. Poisson sürecine göre bir aralıkta gerçekleşen olayların sayısı yalnızca aralığın uzunluğuna bağlıdır, yani $N(t) \sim \text{Poisson}(\lambda t)$ dır. $t = t_0$ gibi bir sabite eşit alındığında, Poisson süreci Poisson dağılımına dönüşür (Aydoğdu, 2024).

Teorem 4.5.1. Bir süreçte geliş sayıları $N(t)$ Poisson dağılımına sahipse, bu sürecin ardışık olayların meydana gelme zamanları arasındaki süreleri birbirinden bağımsızdır ve üstel dağılıma uyar.

İspat. $(i - 1)$ -inci ve i -inci geliş anları olan t_{i-1}, t_i ve de s süresini dikkate alalım. $t_i - t_{i-1} > s$ olsun. $(t_i - t_{i-1} > s)$ olayının anlamı $(i - 1)$ -inci ve i -inci geliş anları arasında geliş olmaması olduğundan,

$$(t_i - t_{i-1} > s) \equiv X(t_{i-1} + s) - X(t_{i-1}) \quad (4.26)$$

Poisson süreci durağan bir süreç olduğundan, $X(t_{i-1} + s) - X(t_{i-1}) \sim X(s)$ olur. Yani,

$$(t_i - t_{i-1} > s) \equiv (X(s) = 0) \quad (4.27)$$

Bu olayların olasılıkları da,

$$P(t_i - t_{i-1} > s) = P(X(s) = 0) \quad (4.28)$$

$$P(T_i > s) = e^{-\lambda s} \frac{(\lambda s)^0}{0!} \quad (4.29)$$

$$P(T_i > s) = \bar{F}_{T_i}(s) = e^{-\lambda s} \quad (4.30)$$

$$P(T_i \leq s) = F_{T_i}(s) = 1 - e^{-\lambda s} \quad (4.31)$$

olur. Yani $i = 1, 2, 3, \dots, n$ için $T_i \sim \text{Üstel}(\lambda)$ olduğu görülür. Böylece, $E(T_i) = 1/\lambda$ ve $\text{Var}(T_i) = 1/\lambda^2$ dir.

4.5.1. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Poisson Süreci ile Modellenmesi

Bu yöntem Gutenberg-Richter'in magnitüd deprem frekansı ilişkisi kullanılarak geliştirilmiştir (Cobanoğlu ve Alkaya, 2011).

$$\log N = a - bM \quad (4.32)$$

Burada N birikimli deprem frekansı, M deprem büyüklükleridir. a - ve b -değerleri gerçek pozitif değerlerdir. a - değeri sismik aktiviteyi tanımlar, b - değeri ise tektonik bir parametredir. Bu değerler EKK (En Küçük Kareler Yöntemi) ile hesaplanmaktadır.

$$\sum_{i=1}^n \log N_i = an - b \sum_{i=1}^n M_i \quad (4.33)$$

$$\sum_{i=1}^n M_i \log N_i = a \sum_{i=1}^n M_i - b \sum_{i=1}^n M_i^2 \quad (4.34)$$

Poisson süreci için söz konusu bölgenin deprem parametreleri

$$a^l = a - \log(b * \ln 10) \quad (4.35)$$

$$a_1 = a - \log T \quad (4.36)$$

$$a_1^l = a^l - \log T \quad (4.37)$$

Bu denklemlerde T deprem zamanı temsil eder ve 66 yıl olarak alınmıştır. Tekrarlanma yılları (Q) aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

$$n(M) = 10^{a_1^l - bM} \quad (4.38)$$

$$Q = \frac{1}{n(M)} \quad (4.39)$$

4.6. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Üstel Dağılım ile Modellenmesi

Magnitüd (m), θ alt sınırlı ve teorik olarak üst sınırı olmayan bir rasgele değişken olarak tanımlanmaktadır. Burada θ , ölçülebilen en küçük deprem magnitüdüdür. $\bar{m}$, çok sayıda deprem verisinden elde edilen ortalama magnitüddür. Buna göre,

$$\bar{m} = \frac{(\sum_{i=1}^k m \cdot f_i)}{(\sum_{i=1}^k f_i)} \quad \text{ve} \quad \lambda = (\bar{m} - \theta)^{-1} \quad (4.40)$$

olmak üzere, magnitüd rastgele değişkeninin olasılık yoğunluk fonksiyonu,

$$f(m) = \lambda e^{-\lambda(m-\theta)}, \quad \theta > 0, m > 0 \quad (4.41)$$

şeklinde bir üstel dağılım modelidir.

Yoğunluk fonksiyonu kullanılarak m rasgele değişkeninin dağılım fonksiyonu da,

$$F(m) = \int_{\theta}^{\infty} \lambda e^{-\lambda(m-\theta)} dm = 1 - e^{-\lambda(m-\theta)}, \quad \theta > 0, m > 0 \quad (4.42)$$

olarak bulunur. Bu aşamada veriye ilişkin değerler ile teorik dağılıma ilişkin değerlerden oluşan tablo hazırlanacaktır. Bu tabloda belirlenen Magnitüd değerlerine karşılık gelen frekans, bunlara ilişkin yüzdelere, birikimli olasılıklara ilişkin gözlenen ve beklenen değerler ile bunlara karşılık gelen farklar verilmektedir. Beklenen değerler üstteki bağıntıdan yani dağılım fonksiyonunun θ alt sınırı ile her sınıfın üst değeri arasında integrallenmesinden elde edildi (Kasap ve Gürten, 2003).

4.7. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Weibull Dağılım ile Modellenmesi

Magnitüd rasgele değişkeninin Weibull dağılımı ile modellenmesi, depremlerin büyüklüğünü, frekansını ve tekrarlanma özelliklerini analiz etmeye yönelik güçlü bir yaklaşımdır. Weibull dağılımı esnek bir yapıya sahip olduğu için, deprem büyüklüklerinin farklı özelliklerini anlamada kullanılabilir. Bu dağılım, özellikle depremlerin büyüklüğüne ve tekrarlama aralıklarına odaklanan analizlerde önemli rol oynar (Yılmaz ve Erişoğlu, 2003). Bu çalışmada iki parametrelili Weibull dağılımı kullanıldı.

1. Ölçek parametresi (λ): Depremlerin ortalama büyüklüğü ya da tekrarlama aralığını belirler.

2. Şekil parametresi (k): Dağılımın şeklini kontrol eder ve depremlerin zamanla nasıl bir eğilim göstereceğini belirler (Sağlam vd., 2021).

$X \sim Weibull(\lambda, k)$ için olasılık yoğunluk fonksiyonu,

$$f_x(X) = \begin{cases} \frac{\lambda}{k} \left(\frac{x}{k}\right)^{\lambda-1} e^{-\left(\frac{x}{k}\right)^\lambda} & , x > 0 \\ 0 & , d. d \end{cases} \quad (4.43)$$

4.8. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Gumbel Dağılım ile Modellenmesi

Gumbel dağılımı, bir bölgede belirli bir zaman diliminde meydana gelebilecek en büyük depremin büyüklüğünü tahmin etmek için kullanılır. Deprem büyüklükleri, genellikle belirli bir zaman dilimi içinde ölçülen verilerle sınırlıdır. Ancak, gelecekte beklenen büyük bir depremi öngörmek için geçmişteki en büyük depremleri temel alan bir model gereklidir. Gumbel dağılımı bu noktada devreye girer ve en büyük depremin olma olasılığını belirler (Bağcı, 1995). x : Magnitüd rasgele değişkeni, μ konum parametresi (ortalama büyüklüğü belirler) ve β ölçek parametresi (dağılımın genişliğini belirler).

$X \sim Gumbel(x, \mu, \beta)$ için olasılık yoğunluk fonksiyonu (Akın, 2020),

$$f_x(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta} e^{-\left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)} e^{-e^{-\left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)}} & , x > 0 \\ 0 & , d. d \end{cases} \quad (4.44)$$

4.9. Deprem Sürelerinin Yenileme Süreçleri ile Modellenmesi

Yenileme süreçleri deprem risk analizi ve tehlike değerlendirmesinde çok önemli bir role sahiptir. Bu modeller, geçmiş depremlerin aralıklarına ve büyüklüklerine dayanarak, gelecekteki büyük depremlerin ne zaman olabileceğini tahmin etmeye çalışır. Bu süreçler, özellikle fay hatlarının yeniden enerji biriktirmesi ve büyük bir depremin gerçekleşmesine kadar geçen sürenin anlaşılması için kullanılır. Yenileme süreçlerinin bir avantajı, zaman geçtikçe büyük bir depremin olma olasılığının artmasını gösterebilmeleridir. Örneğin, belirli bir fay hattında uzun süre büyük bir deprem olmamışsa, faydaki gerilim artar ve büyük bir depremin olma olasılığı da zamanla artar (Vere-Jones, 1995). Bu durum değişik dağılımlarla da modellenebilirken, tez kapsamında Weibull dağılımı ve Eşitlik (4.43) kullanıldı.

4.10. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Çalışmanın bu bölümünde; yapay sinir ağları yöntemi, genel hatlarıyla anlatılarak, biyolojik sinir sistemi ile benzer ve farklı yanları ortaya konulmaya çalışılmış, yöntemin avantajları ve dezavantajlarının neler olduğuna değinilmiştir.

Yapay Sinir Ağları en temel bir biçimde, “insan beyni ve biyolojik sinir sisteminin işleyişini, bilgisayarlar üzerinde taklit etmeye çalışan sistemler” olarak tanımlanabilirler. Bu sistemler, tıpkı insan beyni ve öğrenme mekanizmasında olduğu gibi, öğrenerek ve hatalarından ders çıkararak istenen sonuçlara ulaşma yeteneğine sahiptirler. YSA iki açıdan insan beynine benzemektedir: Bilgi ağ tarafından bir öğrenme süreci vasıtasıyla elde edilmektedir ve sinir hücreleri arasında snaptik ağırlık olarak adlandırılan bağlar bilgiyi depolamakta kullanılmaktadır.

YSA, birbirleri ile bağlantılı yapay sinir hücrelerinden oluşan bir sistemdir. Biyolojik sinir hücresinin işleyişinin matematiksel olarak modellenmesi amacı ile geliştirilen yapay sinir hücreleri (YSH) aşağıdaki varsayımları temel almaktadır:

1. Bilgi işleme süreci nöron olarak adlandırılan basit elemanlardan meydana gelir.
2. Sinyaller nöronlar arasındaki bağlantılar ile iletilirler.
3. Nöronlar arasındaki her bir bağlantı bir ağırlık değerine sahiptir.
4. Her bir nöronun net çıktısı, net girdisinin bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile elde edilir (Hamzaçebi, 2011).

4.10.1. Sinir Sistemi

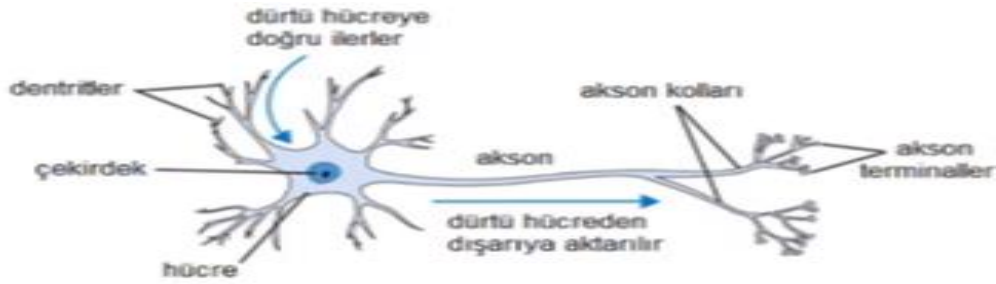
İnsan sinir sistemi Şekil 4.1’de gösterildiği gibi alıcı sinirler (receptors), beyin ve tepki sinirleri (effectors) olmak üzere üç blokta incelenebilir.



Şekil 4.1. Biyolojik sinir sisteminin blok gösterimi

Alıcı sinirler (receptors) organizma içerisinde ya da dış ortamlardan aldıkları uyarıları, beyine bilgi ileten elektriksel sinyallere dönüştürür.

Tepki sinirleri (effectors) ise, beynin ürettiği elektriksel darbeleri organizma çıktısı olarak uygun tepkilere dönüştürür.



Şekil 4.2. Biyolojik sinir hücresi

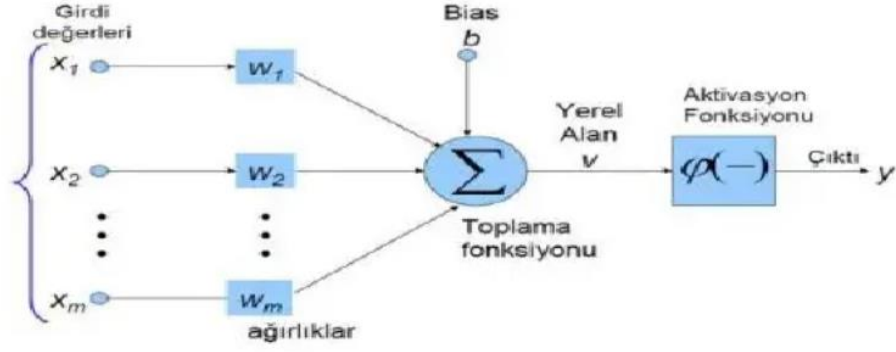
Canlılardaki sinir hücrelerinin biyolojik görünümü Şekil 4.2’de gibidir. Çekirdeğimiz var ve bir akson boyunca iletim yapıyor. Burada çıkış terminallerinde dendrit uçlarından elde edilen sensör verilerimiz çekirdekte ağırlıklandırılarak akson boyunca iletiliyor ve başka sinir hücresine bağlanıyor. Bu şekilde sinirler arası iletişim sağlanmış oluyor. Dendritler, sinaptik sinyalleri girdi olarak almakta; Hücre gövdesi, bu sinyali analog bir yöntemle işlemekte; Akson, üretilen denetim sinyalleri aksonlar aracılığı ile denetleyerek hedef hücelere iletilmektedir; Sinaps, akson uçları.

Bir sinir hücresi, gelen elektrik darbelerinden üç şekilde etkilenir:

- Gelen darbelerden bazıları nöronu uyarır.
- Bazıları bastırır
- Geri kalanı da değişikliğe yol açar.

İnsan beyninin 10 milyar sinir hücresinden ve 60 trilyon synapse bağlantısından oluşur (Güzel, 2018).

İnsandaki bir sinir hücresinin matematiksel modeli ise Şekil 4.3’te gösterildiği gibidir.



Şekil 4.3. Basit yapay sinir hücresinin matematiksel modeli

Dentrit dediğimiz yollar boyunca ağırlıklarımız mevcut ve bu dentritlere giren bir başka nörondan da gelmiş olabilecek bir giriş değerimiz (x_1) var. Giriş değerimiz ve dentritteki ağırlığımız (w_1) çarpıldıktan sonra ($w_1 x_1$) sinir hücresine iletilir ve sinir hücresinde bu çarpma işlemi yapılır ve tüm dentritlerden gelen ağırlık ile giriş çarpımları toplanır. Yani ağırlıklı toplama işlemi yapılır. Ardından bir bias(b) ile toplandıktan sonra aktivasyon fonksiyonu ardından çıkışa aktarılır. Bu çıkış nihai çıkış olabileceği gibi bir başka hücrenin girişi olabilir. Matematiksel olarak ağırlıklar ile girişler çarpılır artı bir bias eklenir. Böylelikle basit bir matematiksel model elde edilir.

Yapay Sinir Ağlarında yapılan temel işlem; modelin en iyi skoru vereceği w (ağırlık parametresi) ve b (bias değeri) parametrelerinin hesabını yapmaktır. Her bir sinir hücresi aynı şekilde hesaplanır ve bunlar birbirine seri ya da paralel şekilde bağlanır. Yapay sinir hücreleri, matematiksel olarak,

$$y(x) = \sum_{i=1}^N (w_i x_i + b) \quad (4.45)$$

şeklinde ifade edilen işlem neticesinde aldıkları giriş değerlerini belli eşik değerlerinden geçirerek çıkış değeri olarak iletirler. Yapay sinir hücresine ait kavramlar aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

- x : Giriş değerleri (input)
- w : Ağırlık (weight)
- b : Sapma (bias)
- f : Aktivasyon fonksiyonu (activation function)
- y : Çıkış değeri (output)

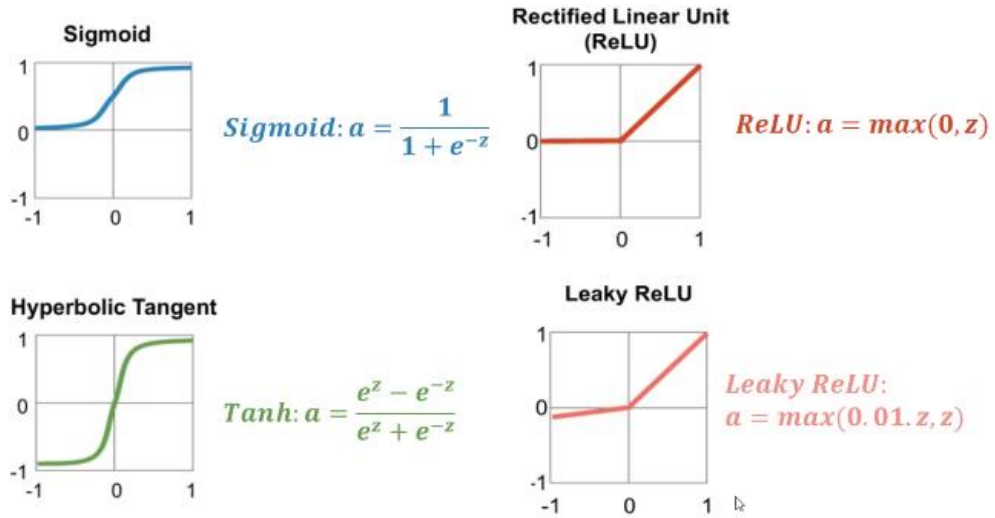
Bir yapay sinir hücresi beş bölümden oluşmaktadır;

Girdiler: Girdiler nöronlara gelen verilerdir. Bu girdilerden gelen veriler biyolojik sinir hücrelerinde olduğu gibi toplanmak üzere nöron çekirdeğine gönderilir.

Ağırlıklar: Yapay sinir hücresine gelen bilgiler girdiler üzerinden çekirdeğe ulaşmadan önce geldikleri bağlantıların ağırlığıyla çarpılarak çekirdeğe iletilir. Bu sayede girdilerin üretilcek çıktı üzerindeki etkisi ayarlanabilmektedir.

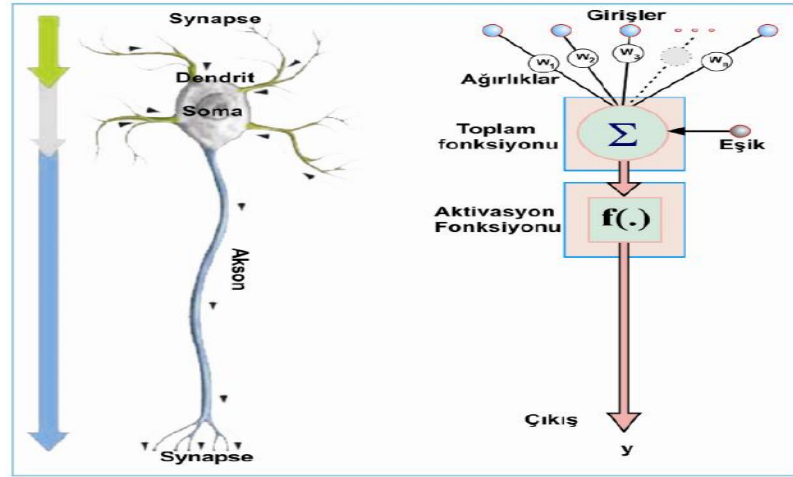
Toplama Fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu): Toplama fonksiyonu bir yapay sinir hücresine ağırlıklarla çarpılarak gelen girdileri toplayarak o hücrenin net girdisini hesaplayan bir fonksiyondur

Aktivasyon fonksiyonu: Önceki katmandaki tüm girdilerin ağırlıklı toplamını alan ve daha sonra bir çıkış değeri üreten ve bir sonraki katmana geçiren bir fonksiyondur. Bu fonksiyonlara ait grafikler Şekil 4.4'te verilmiştir.



Şekil 4.4. Aktivasyon fonksiyonu grafikleri

Çıktılar: Aktivasyon fonksiyonundan çıkan değer hücrenin çıktı değeri olmaktadır. Her hücrenin birden fazla girdisi olmasına rağmen bir tek çıktısı olmaktadır. Bu çıktı istenilen sayıda hücreye bağlanabilir. Şekil 4.5'te biyolojik ve yapay sinir hücrelerinin birlikte gösterimi verildi.



Şekil 4.5. Biyolojik ve yapay sinir hücrelerinin birlikte gösterimi

4.10.2. YSA'nın Özellikleri

YSA'nın; doğrusal olmayan yapıları modelleyebilmesi, paralel dağılmış yapısı, öğrenme ve genelleme yapma yeteneği, farklı problemler için uyarlanabilirliği, hata toleransına sahip olması en önemli özelliklerindendir. Ysa'nın bu özellikleri işletme, finans, mühendislik, tıp vb. birçok farklı alanda tercih edilmelerini sağlamıştır. Bu özellikler kısaca aşağıdaki gibi özetlendi.

Doğrusal olmama: YSA'yı meydana getiren YSH için tercih edilen aktivasyon fonksiyonu sayesinde YSA'nın doğrusal ya da doğrusal olmayan modellemeyi gerçekleştirmesi sağlanır. Günlük yaşamda karşılaşılan birçok problemin doğrusal olmayan ilişkiler içerdiği düşünüldüğünde YSA'nın bu özelliğinin önemi anlaşılabilir.

Öğrenme: İnsan sinir sisteminin çalışmasını taklit eden YSA, eldeki probleme ilişkin verileri kullanarak veri yapısında saklı ilişkileri ortaya çıkarmaya çalışır. Bu işlem, ağırlık öğrenmesi olarak adlandırılır. Öğrenme işlemi esnasında YSA'yı meydana getiren YSH'leri arasındaki bağlantıların belirlenmesi işlemidir.

Genelleme: YSA'nın, öğrenme işlemi gerçekleştirirken kendisine tanıtılan verilerden farklı olarak yeni veriler için de anlamlı sonuçlar üretebilmesine genelleştirme yeteneği denilmektedir. Genelleştirme yeteneği olmayan YSA'nın anlamlı olmayacağı açıktır. Tahmin, örüntü tanıma, sinyal işlem gibi birçok alanda, YSA'nın genelleştirme yeteneğinin sonucu olarak başarı elde edilmektedir.

Uyarlanabilirlik: Belirli bir problem için eğitilen YSA, problem değiştiğinde

yeni probleme göre uyarlanabilir ve yeniden eğitilebilir.

Hata Toleransı: YSA'lar, paralel dağılmış YSH'lerinin birbirleriyle bağlanması sonucu oluşmuş bir bütündür. Daha önce de belirtildiği gibi, YSA'nın öğrenmesi bu bağlantı ağırlıklarının belirlenmesi işlemidir. Zaman zaman ağın eğitimi için kullanılan veri kümesinde gürültü etkisi(noise effect) olarak adlandırılan istenmeyen yanlışlıklar olabilir. Bu gürültü etkisi ağdaki bütün ağırlıklara dağıtıldığından sonuç üzerindeki etkileri azaltılmış olur. Bu sebeple YSA'ların hata toleransı geleneksel yöntemlere göre daha fazladır (Hamzaçebi, 2011).

4.10.3. YSA'da Öğrenme

YSA'nın en temel özelliği öğrenme yeteneğidir. YSA'ların öğrenmesi şu şekilde tanımlanmaktadır:

“Öğrenme; YSA'nın içinde bulunduğu çevre tarafından uyarılması sürecinde ağırlıklarını düzenlemesi işlemidir.”

Bu tanımlama üç noktaya işaret etmektedir:

1. YSA içinde bulunduğu çevre tarafından uyarılmaktadır.
2. Bu uyarıların sonucu YSA, ağırlıklarında bazı değişiklikler yapmaktadır. Bu değişiklik önceden belirlenmiş bazı kurallara göre gerçekleşir.
3. YSA içyapısındaki değişikliklerin sonucu olarak çevresine bir çıktı verir.

YSA'nın veri yapısındaki ilişkiyi öğrenmesini, probleme ait örnekler yardımı ile ağ ağırlıklarının en uygun değerlerinin belirlenmesi olarak tanımlayabiliriz. Herhangi bir ağırlık (w) için;

$$w_{yeni} = w_{eski} + \Delta w \quad (4.46)$$

denklemi, öğrenmenin matematiksel olarak nasıl gerçekleştiğini ifade etmektedir. Eşitlikteki Δw değeri belli bir kurala göre hesaplanarak mevcut ağırlık değerlerinin değişim miktarını verir. Δw 'yi belirlemek için tanımlanmış kurallara öğrenme algoritmaları denir. Bu algoritmalar kabaca üç sınıfta incelenir:

1. Öğretmenli Öğrenme
2. Öğretmensiz Öğrenme
3. Destekleyici Öğrenme algoritması

Öğretmenli Öğrenme: Ağın eğitiminde, çıktıların istenen değerleri ağa tanıtılabiliyorsa buna öğretmenli öğrenme denir. Girdi ve çıktı kümeleri ağa verilir. Ağ, girdiyi işleyerek kendi çıktısını üretir ve gerçek çıktı ile karşılaştırır. Öğrenme

metodu sayesinde, mevcut hatayı en aza indirmek için bağlantılardaki ağırlıklar yeniden düzenlenir. Bu işlem kabul edilebilir bir hata seviyesine ulaşıncaya kadar devam eder.

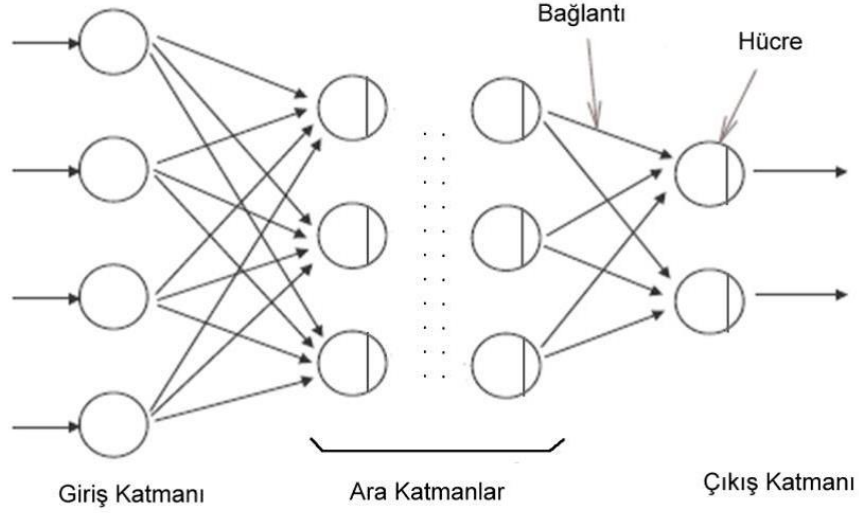
Öğretmensiz Öğrenme: Çıktıların istenen değerleri ağa tanıtılamıyorsa buna da öğretmensiz öğrenme denir. Öğretmensiz öğrenme algoritmaları, geçmiş veri kümesinin içinde saklı istatistiksel bilgilerin elde edilmesini amaçlar. Öğretmensiz öğrenmede girdiler aynı zamanda çıktı görevi görmektedir. Hem girdi hem de çıktı olan veriler arasındaki kural ve ilişkilerin araştırılması ve en uygununun bulunması ağı eğitilmesi anlamına gelmektedir.

Destekleyici Öğrenme: Danışmanlı öğrenme sisteminde olduğu gibi ağa bir danışman yardımcı olur. Ancak burada danışman, olması gereken çıktıları sisteme tanıtmaz. Bir girdi vektörüne karşılık ağı ürettiği çıktı için olumlu ya da olumsuz sinyal üretilerek ağı ağırlıklarının düzenlenmesi sağlanır (Hamzaçebi, 2011).

4.10.4. Mimari Yapılarına Göre YSA'lar

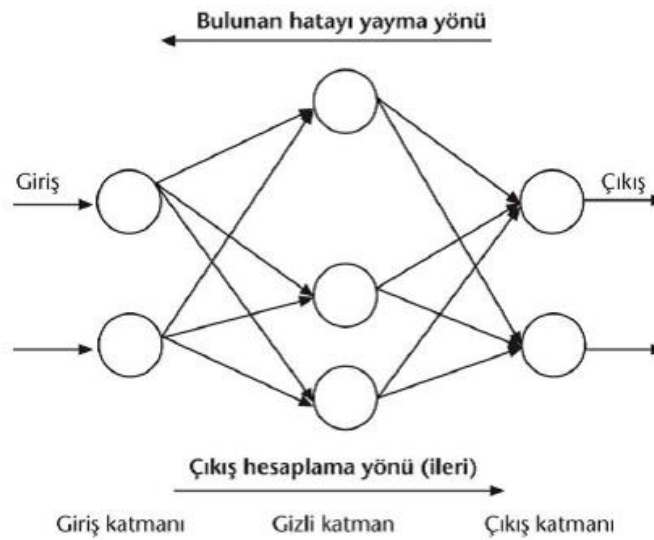
YSA'da model çözümlemesi yapılırken izlenen yolların farklı olması sebebiyle mimari yapılarına göre iki grupta incelenir. Her iki yapıda da farklı sonuçlar çıkmaktadır.

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: İleri beslemeli yapay sinir ağında, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan ara (gizli) katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, ara ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar, doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirir. İleri beslemeli 3 katmanlı yapay sinir ağının, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir (Sağlam ve Çavdur, 2022). En çok bilinen algoritma olan geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip yapay sinir ağların eğitiminde etkin olarak kullanılmaktadır. Ağa, hem örnekler hem de örneklerden elde edilmesi gereken çıktılar (beklenen çıktılar) verilmektedir. Ağ kendisine gösterilen örneklerden genellemeler yaparak problem uzayını temsil eden bir çözüm uzayı üretmektedir. Daha sonra gösterilen benzer örnekler için bu çözüm uzayı sonuçlar ve çözümler üretebilmektedir (Öztemel, 2006). Şekil 4.6'da ileri beslemeli sinir ağlara örnek verilmiştir.



Şekil 4.6. İleri beslemeli sinir ağlara örnek

Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları: Geri beslemeli Yapay Sinir Ağları (YSA)'da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilir. Şekil 4.7'de geri beslemeli sinir ağlarına örnek verildi (Kabalcı, 2014).



Şekil 4.7. Geri beslemeli YSA

4.10.5. Yapay Sinir Ağlarında Tahmin

Girdi değerlerini, tahmin çıktılarını üretmek için kullanan ağlardır. Günümüzde geliştirilen yapay sinir ağları en çok geleceğin öngörülmesinde, belirsizlik altında belirli bir konunun tahmin edilmesinde, kaynakların kullanımında veya belirli süreçlerin önceliklerinin belirlenmesinde, hava tahmini, deprem tahmini, hisse senedi tahmini, talep tahmini, hastanın kanser riski taşıyıp taşımadığı gibi tahmini bilgilerin üretilmesi için kullanılırlar. Tahmin amaçlı kullanılan ağların bazıları şunlardır: Geri Yayılım (Back-Propagation), Yönlendirilmiş Rastsal Tarama (Directed Random Search), Yüksek Dereceli Sinir Ağları (Higher Order Neural Networks), Geri yayılım içinde SOM (Self Organizing Map into BackPropagation), Radyal Tabanlı Fonksiyon (Radial Basis Function, RBF).

4.10.6. Tahmin Yöntemlerinin Doğruluğunun Ölçülmesi

Tahmin yönteminin doğruluğu, tahmin edilen hataların analiz edilmesiyle ölçülür. Tahmin hatası, gözlenen gerçek değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki farktır. Herhangi bir periyottaki tahmin hatası aşağıda gösterilmektedir.

$$Et = Yt - Ft \quad (4.47)$$

Yt ; gözlenen gerçek değeri, Ft modelin ürettiği değeri göstermektedir. et değeri ise tahmin hatasını göstermektedir. En çok kullanılan tahmin doğruluğu ölçüm kriterleri aşağıdaki gibidir:

Ortalama hata kareleri (Mean Squared Error- MSE): Hata kareleri ortalaması, talep tahminlerinin doğruluk hesaplanmasında sıklıkla kullanılır. Bu yöntem hataları işaretlerden arındırır ve sadece büyüklüklerine bakar.

$$MSE = \frac{\sum (Y^T - Y^G)^2}{t - k} \quad (4.48)$$

Burada Y^T , tahminlenen değeri, Y^G ise gerçekleşen değeri göstermektedir. T , tahmin sayısını, k ise verilecek katsayıyı göstermektedir.

Kök ortalama hata kare (Root Mean Squared Error – RMSE): Ortalama hata kareleri yöntemiyle bulunan hatanın karekökünün alınmasıyla bulunur.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Y^T - Y^G)^2}{t - k}} \quad (4.49)$$

Ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error – MAE): Bu yöntem, hata değerlerinin mutlak değerleri alınarak işaretlerden arındırılır. Böylelikle hata değerleri talep değerlerine uzaklıkları ile hesaplanmış olur.

$$MAE = \frac{\sum |Y^T - Y^G|}{t-k} \quad (4.50)$$

Ortalama mutlak yüzde hata (Mean Percentage Absolute Error- MAPE): Bu yöntem, oluşan hataları yüzdesel olarak ifade eder. Böylelikle hataların birbirleri ile kıyaslanmasını sağlar.

$$MAPE = \sum \frac{|Y^T - Y^G|}{Y^G} \frac{100}{t} \quad (4.51)$$

Kök ortalama yüzde hata kare (Mean Squared Percentage Error- MSPE): Bu yöntemde aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$MSPE = \sqrt{\left(\frac{1}{t-k} \sum \frac{(Y^T - Y^G)^2}{Y^G} \right)} \quad (4.52)$$

4.10.7 Derin Öğrenme

Derin öğrenme verilen bir veri seti ile sonuçları tahmin eden birden fazla katmandan oluşan yapay sinir ağı algoritmalarını kapsayan bir makine öğrenme yöntemidir. Derin Öğrenmenin, boyutu yüksek olan verileri boyutu daha düşük verilere dönüştürerek öğrenmeyi sağlayan bir yapısı vardır.

Derin öğrenme kavramının doğmasına imkân veren iki önemli etkenden biri gelişen donanımlar sayesinde eğitimin süre ve maliyetlerinin azalması, diğeri ise büyük veriler ile birlikte eğitim için gerekli argümanların kolay elde edilebilmesidir. Derin öğrenme algoritmalarının başarımının yüksek olmasındaki en önemli etken derin ağın çok fazla sayıda veri ile eğitilebilmesidir.

Derin öğrenme diğer yapılara kıyasla: karmaşık yapıdaki yapıları çözümleme, az çevre (kullanıcı) müdahalesi ve yüksek seviye soyutlamaları analiz etmede, çok büyük örnekleri ve etiketsiz verileri değerlendirebilmede diğer yöntemlere göre daha iyi başarılar göstermektedir. Çok farklı türde derin öğrenme mimarileri bulunmaktadır (Karcı ve Şahin, 2022).

4.10.8. Derin Öğrenme Mimarileri

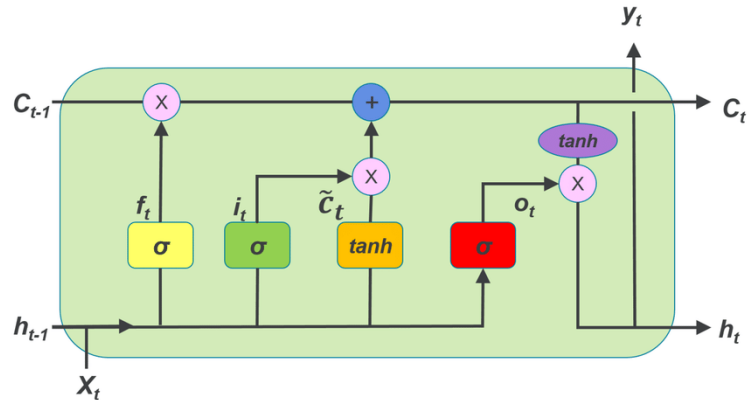
Birçok derin öğrenme mimarisi bulunmaktadır. Bunlardan bazıları aşağıda verildi. Bu çalışmada ise Uzun Kısa Dönemli Bellek (UKDB) kullanıldığı için bu mimari yöntem açıklanacaktır.

- Konvolüsyonel Sinir Ağları
- Tekrarlayan Sinir Ağları
- Uzun Kısa Dönemli Bellek
- Boltzman Makinesi ve Kısıtlanmış Boltzmann Makineleri
- Derin Oto Kodlayıcılar ve Oto-Kodlayıcılar
- Derin İnanç Ağları
- Markov Zinciri
- Hopfield Ağ Modeli
- Destek Vektör Makinesi

Birçok derin öğrenme mimarisi bulunmaktadır. Bu çalışmada Uzun Kısa Dönemli Bellek (UKDB) kullanıldığı için bu mimari yöntem açıklanacaktır.

4.10.9. Uzun Kısa Dönemli Bellek (UKDB)

UKDB yapısı bilginin hücrenin içine ya da dışına akışını denetleyen kapılardan oluşur. Girdi olarak verilen kapı yeni gelen bilginin hafızaya ne zaman girmesi gerektiğini denetler, unutma-hafıza kapısı mevcutta olan bilginin unutulmasını, yeni verilerin hatırlanmasını sağlayarak denetler. Çıkış aşaması, hücredeki bilginin hücrenin çıkışında ne zaman kullanılacağını denetler. Bunu Şekil 4.8’de verilen yapıda görebiliriz.



Şekil 4.8. UKDB yapısı

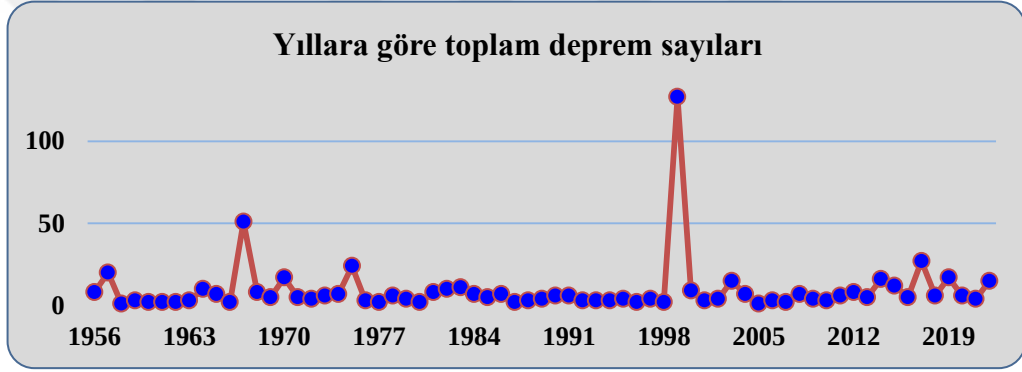
Uzun ve kısa süreli bellek ağırları, temel olarak geçmişteki bilgilerin mevcut bilgiyi açıklamasında ve gelecek bilginin tahmin edilmesinde etkili bir yöntemdir. Uzun ve kısa süreli depolama katmanının ana bileşeni, depolama bloğu verilen bir birimdir. Uzun ve kısa süreli bellek bloklarının giriş, çıkış ve unutma kapıları olmak üzere üç kapısı vardır. Bu kapılar hücrenin yazılmasını, okunmasını ve sıfırlanmasını gerçekleştirir. Uzun ve kısa bellek hücre durumu, uzun ve kısa süreli belleğin her bloğu arasında bilgi aktarımı için anahtar bir bileşendir. Bütün hücreler bu üç kapı tarafından kontrol edilir. Giriş kapısı açık hücreye giriş bilgileri kontrol eder, geçmiş geçidi kullanarak yeni verilere ne kadar bilgi aktarılacağını belirler ve çıkış geçidini kullanarak çıktıyı hesaplarken ne kadar bilgi kullanılacağını kontrol eder (Tokgöz ve Ünal, 2018).



5. UYGULAMA

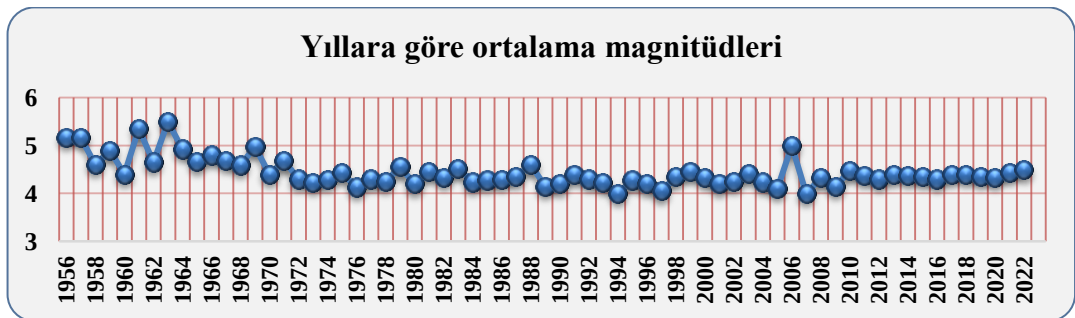
5.1. Deprem Verileri ve Analizi

1956-2022 yılları arasında Marmara Bölgesi'nde, kuzey enlemleri (39.500-41.500) ve doğu boylamları (26.000-32.500) arasında meydana gelen 606 adet $M \geq 4$ büyüklüğündeki depremler incelendi. Bu veriler kullanılarak Markov zincirleri, Üstel dağılım, Poisson süreci, Gumbel dağılımı, Weibull dağılımı, Yenileme süreçleri ve yapay sinir ağları analizleri ile tahminler yapılmıştır. Çalışmada, $M < 4$ olan depremlerin sismik tehlike oluşturmayacağı varsayılmıştır. Aletsel döneme ait veriler, Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi'nden alınmıştır (<http://www.koeri.boun.edu.tr/sismo/zeqdb/>). Kullanılan deprem veri seti; tarih, saat, enlem, boylam, derinlik ve büyüklük bilgilerinden oluşmaktadır.



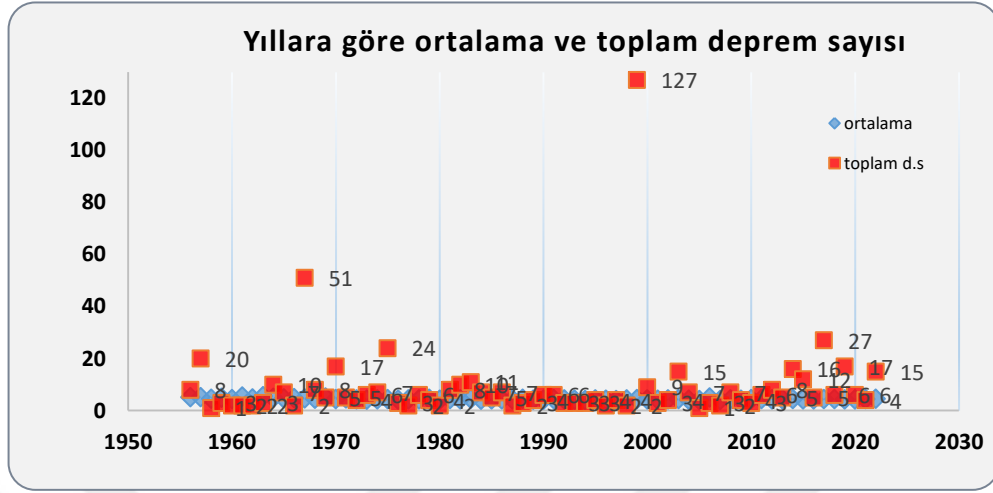
Şekil 5.1. 1956-2022 yılları arasında gerçekleşen toplam deprem sayıları

Bu kısımda, üzerinde çalışılan verilerin tanıtılması amacıyla aşağıdaki çizelgeler oluşturulup SPSS analizleri yapıldı. Verilerin yıllara göre toplam deprem sayıları ve yıllara göre ortalama magnitüdleri sırasıyla Şekil 5.1 ve Şekil 5.2’de verildi.



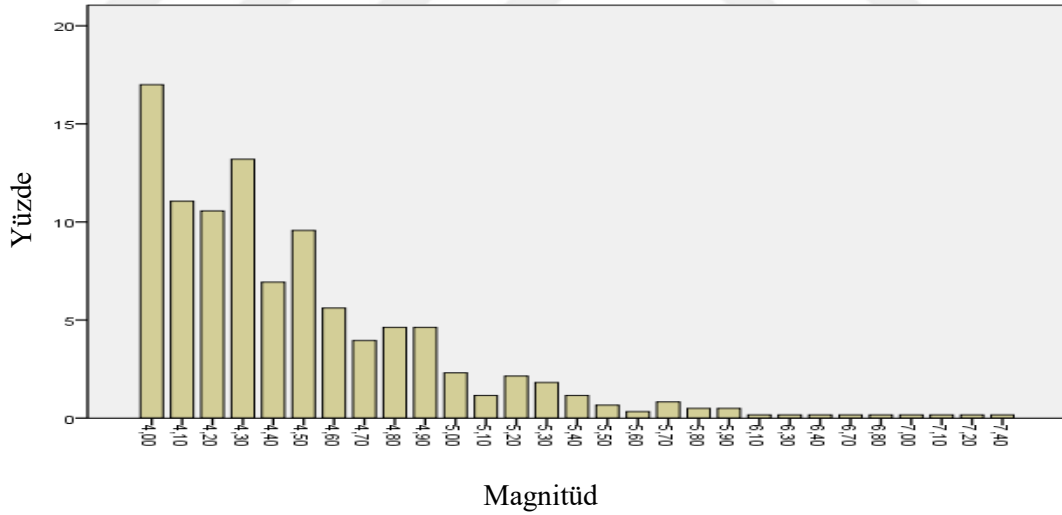
Şekil 5.2. 1956-2022 yılları arasında gerçekleşen depremlerin yıllık ortalama magnitüdleri

1956-2022 yılları arasında gerçekleşen depremlerin yıllık ortalama ve toplam deprem sayıları ise Şekil 5.3’de görülmektedir.



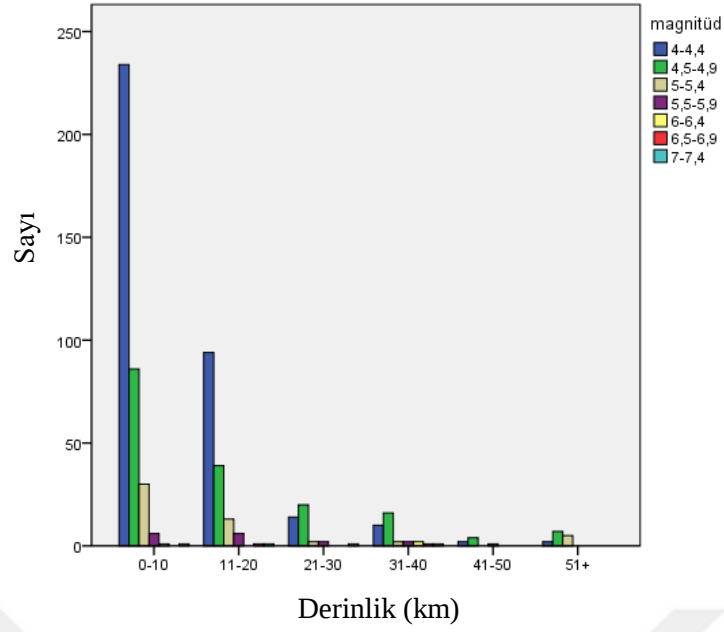
Şekil 5.3. 1956-2022 yılları arasında gerçekleşen depremlerin yıllık ortalama ve toplam deprem sayıları

1956-2022 yılları arasında gerçekleşen depremlerin magnitüdlerine göre oluşma sıklıklarının yüzdeleri Şekil 5.4’de gösterildi.



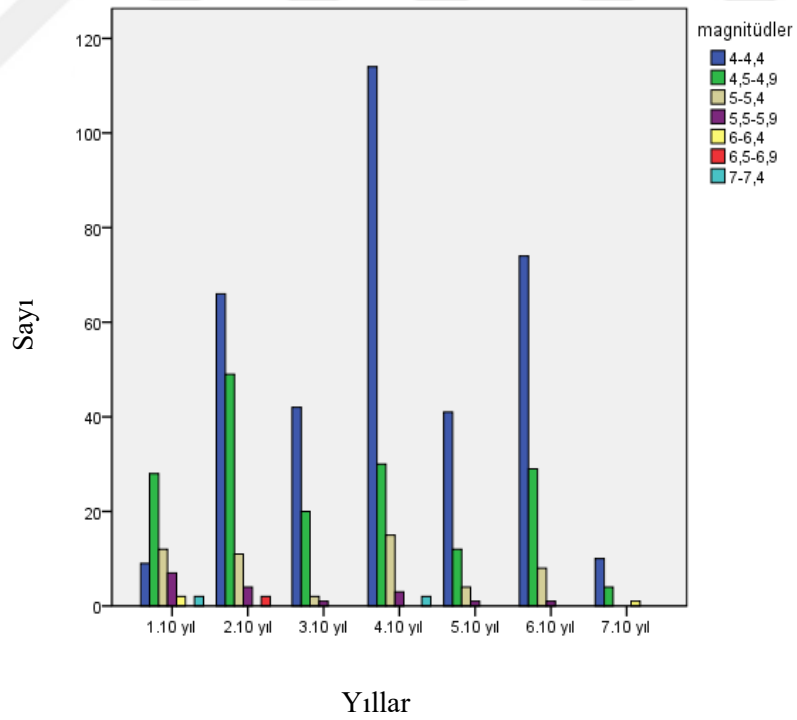
Şekil 5.4. Magnitüdlerin oluşma sıklıklarının yüzdeleri

Depremler yerin altında belli derinliklerde oluşmaktadır. Bu derinlikler ve magnitüdlerine göre sınıflandırılması Şekil 5.5’te ve onar yıllık dönemlere göre sınıflandırılması Şekil 5.6’da verildi.

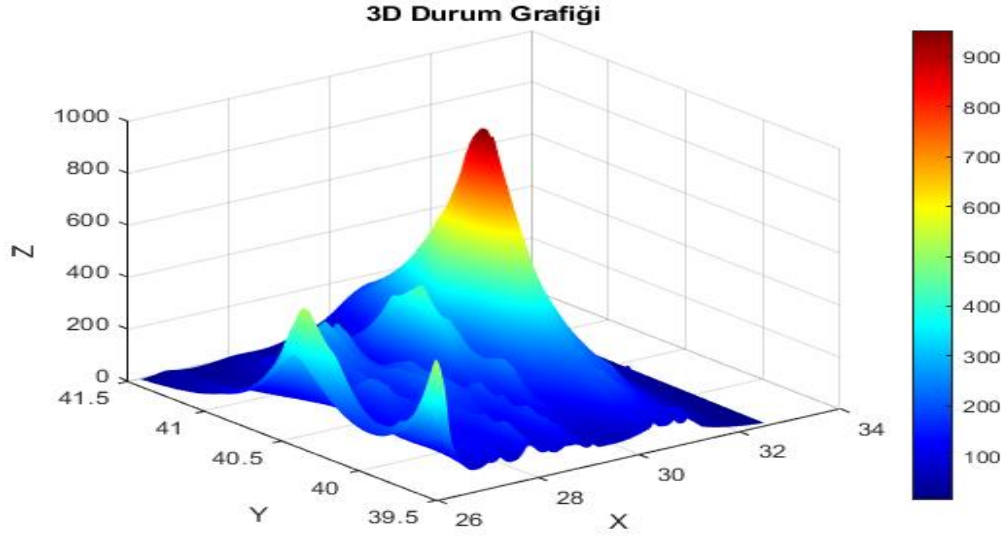


Şekil 5.5. Derinliğin magnitüdlere göre bar grafiği

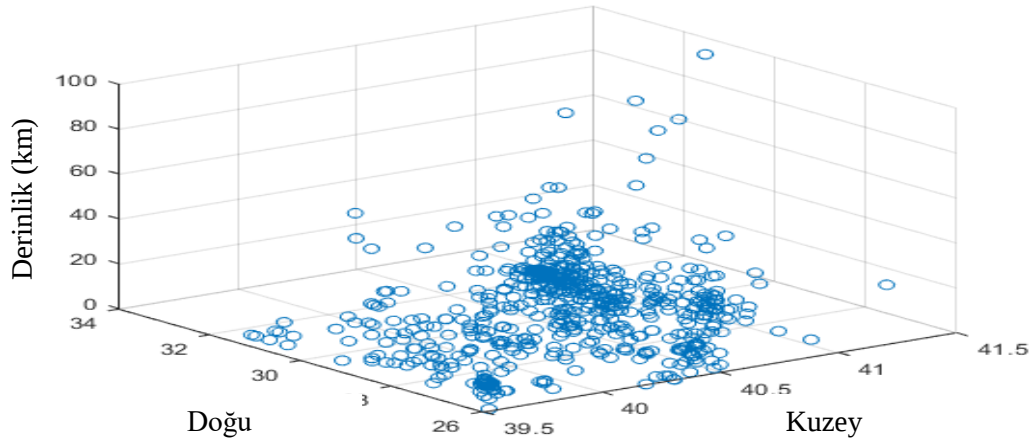
Verilerin söz konusu koordinatlardaki durum grafikleri Matlab programı yardımıyla üç boyutlu olarak Şekil 5.7 ve Şekil 5.8’ de verildi.



Şekil 5.6. Onar yıllık dönemlerin magnitüdlere göre bar grafiği



Şekil 5.7. 1956-2022 yılları arasında (39.500 -41.500) kuzey-(26.000 -32.500) doğu koordinatları içinde gerçekleşen verilerin üç boyutlu durum grafiği (X: Doğu; Y: Batı; N: Toplam deprem sayısı)



Şekil 5.8. 1956-2022 yılları arasında (39.500-41.500) kuzey-(26.000-32.500) doğu koordinatları içinde gerçekleşen depremlerin derinliklerine göre üç boyutlu grafiği

5.2. Markov Zinciri Yaklaşımı ile Deprem Verilerinin Analizi

Marmara Bölgesi'nde (39.500-41.500) kuzey ve (26.000-32.500) doğu koordinatları arasında, 1956-2022 yılları arasında meydana gelen $M \geq 4$ olan 606 deprem verisi için Markov zincirleri yaklaşımıyla depremleri beş durumda incelendi.

$\{\xi_n, n \geq 0\}$ Markov zinciri ve durum uzayı $E = \{1,2,3,4,5\}$

Durum 1: Büyüklüğü $4 \leq M < 4,7$

Durum 2: Büyüklüğü $4,7 \leq M < 5,4$

Durum 3: Büyüklüğü $5,4 \leq M < 6,1$

Durum 4: Büyüklüğü $6,1 \leq M < 6,8$

Durum 5: Büyüklüğü $6,8 \leq M < 7,5$

Tablo 5.1. Çeşitli magnitüdlere ait oluşturulan durum uzayı ve toplam deprem sayıları

Magnitüd	Durumlar	Toplam Deprem Sayıları	Başlangıç olasılıkları ($P_i(0)$)
$4 \leq M < 4,7$	1	448	0,74
$4,7 \leq M < 5,4$	2	125	0,21
$5,4 \leq M < 6,1$	3	24	0,04
$6,1 \leq M < 6,8$	4	4	0,0066
$6,8 \leq M < 7,5$	5	5	0,0082

Eşitlik (4.4)'ten geçiş olasılıkları ve Eşitlik (4.8)'den bir adım geçiş matrisi:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} & p_{15} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} & p_{25} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} & p_{35} \\ p_{41} & p_{42} & p_{43} & p_{44} & p_{45} \\ p_{51} & p_{52} & p_{53} & p_{54} & p_{55} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,80 & 0,17 & 0,02 & 0,004 & 0,009 \\ 0,58 & 0,31 & 0,09 & 0,02 & 0 \\ 0,63 & 0,33 & 0 & 0 & 0,04 \\ 0,50 & 0,25 & 0,25 & 0 & 0 \\ 0,20 & 0,20 & 0,60 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Bu matris regüler bir stokastik matris olduğundan yani $P^2 > 0$.

İki adım geçiş matrisi:

$$P^2 = \begin{bmatrix} 0,76 & 0,20 & 0,04 & 0,007 & 0,008 \\ 0,71 & 0,23 & 0,05 & 0,009 & 0,009 \\ 0,70 & 0,22 & 0,07 & 0,009 & 0,006 \\ 0,70 & 0,25 & 0,03 & 0,007 & 0,015 \\ 0,65 & 0,29 & 0,02 & 0,005 & 0,026 \end{bmatrix}$$

$P^3 > 0$, ... ve P matrisinin bütün kuvvetleri sıfırdan büyüktür. Dolayısıyla bütün durumlar pozitif rekürent ve aperiodyektir. Bu bağlamda bütün durumlar ergodiktir.

Eşitlik (4.2) ve (4.3)'ten $P(\xi_{2023} = 2 \mid \xi_{2022} = 3) = p_{32}^{(1)} = 0,33$ olasılığı bulundu. Buna göre, 2022'de $5,4 \leq M < 6,1$ arasında olduğu bilinen bir depremin 2023'te $4,7 \leq M < 5,4$ arasında gerçekleşme olasılığı %33'tür.

$P(\xi_{2023} = 2, \xi_{2023} = 1 \mid \xi_{2022} = 1) = p_{12}^{(1)} p_{21}^{(1)} = (0,17) \cdot (0,58) = 0,099$ olasılığı 2022'de $4 \leq M < 4,7$ arasında olduğu bilinen bir depremin 2023'te $4,7 \leq M < 5,4$ ve $4 \leq M < 4,7$ arasında olması olasılığı yaklaşık %10 olarak hesaplandı.

$P(\xi_{2024} = 1 \mid \xi_{2022} = 2) = p_{21}^{(2)} = 0,71$ olasılığı ise 2022'de $4,7 \leq M < 5,4$ olduğu bilinen bir depremin 2024 yılında $4 \leq M < 4,7$ arasında gerçekleşmesi

olasılığı %71'tir. Bu olasılık Eşitlik (4.14)'den de $P_{21}^{(2)} = \sum_{k \in E} p_{2k} p_{k1} = p_{21}p_{11} + p_{22}p_{21} + p_{23}p_{31} = 0,71$ olarak hesaplandı.

5.2.1. Depremlerin İlk Varış Olasılıkları

1 durumu için: Eşitlik (4.16)'dan $f_{11}^{(1)} = P(\xi_1 = 1 | \xi_1 = 1) = p_{11} = 0,80$ dir. Büyüklüğü $4 \leq M < 4,7$ arasında olan bir depremin $4 \leq M < 4,7$ arasında ilk kez 1 yıl sonra gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık %80'dir. $f_{11}^{(2)} = P(\xi_2=1, \xi_2=2,3,4,5 | \xi_1 = 1) = p_{12}p_{21} + p_{13}p_{31} + p_{14}p_{41} + p_{15}p_{51} = 0,115$ dir. Büyüklüğü $4 \leq M < 4,7$ arasında bir depremin ilk kez 2 yıl sonra tekrar $4 \leq M < 4,7$ arasında gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık %12'dir. $f_{11}^{(3)} = P(\xi_3=1, \xi_2=2,3,4,5, \xi_1=2,3,4,5 | \xi_1 = 1) = p_{12}p_{22}p_{21} + \dots + p_{15}p_{55}p_{51} = 0,05$ dir. Büyüklüğü $4 \leq M < 4,7$ arasında olan bir depremin ilk kez 3 yıl sonra tekrar $4 \leq M < 4,7$ arasında gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık %5'tür. Eşitlik (4.17)'den $f_{11} = 0,97 \cong 1$ olduğundan 1-durumu rekurent durum ve ilk kez 1-durumundan 1-durumuna geçiş olasılığı kesindir. Eşitlik (4.18)'den $\mu_{11} = f_{11}^{(1)} + 2f_{11}^{(2)} + 3f_{11}^{(3)} = 1,18$ (1-durumundan 1-durumuna ilk varış zamanının beklenen değeri 1,18 'dir.)

2 durumu için: Benzer şekilde $f_{22}^{(1)} = P(\xi_1=2 | \xi_1 = 2) = p_{22} = 0,31$ dir. Büyüklüğü $4,7 \leq M < 5,4$ arasında olan bir depremin $4,7 \leq M < 5,4$ aralığında ilk kez gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık % 31'dir. $f_{22}^{(2)} = P(\xi_2 = 2, \xi_1 = 1,3,4,5 | \xi_1 = 2) = p_{21}p_{12} + p_{23}p_{32} + p_{24}p_{42} + p_{25}p_{52} = 0,13$ dir. Büyüklüğü $4,7 \leq M < 5,4$ arasında olan bir depremin ilk kez 2 yıl sonra tekrar $4,7 \leq M < 5,4$ aralığında gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık %13'tür. $f_{22}^{(3)} = P(\xi_3 = 2, \xi_2 = 1,3,4,5, \xi_1 = 1,3,4,5 | \xi_1 = 2) = p_{21}p_{11}p_{12} + \dots + p_{25}p_{55}p_{52} = 0,097$ dir. Büyüklüğü $4,7 \leq M < 5,4$ arasında olan bir depremin ilk kez 3 yıl sonra tekrar $4,7 \leq M < 5,4$ aralığında gerçekleşmesi olasılığı yaklaşık %10'dur. $f_{22} = p_{22} + p_{21}p_{12} \sum_{n=2}^{\infty} p_{11}^{(n-2)} = 0,54$, $f_{22} = 0,54$ olduğundan ilk kez 2-durumundan 2-durumuna geçiş olasılığı %54'dür. $\mu_{22} = f_{22}^{(1)} + 2f_{22}^{(2)} + 3f_{22}^{(3)} = 4,86$

(2-durumundan 2-durumuna ilk varış zamanının beklenen değeri 4,86'dır.)

Benzer şekilde 3., 4. ve 5. durumu için de hesaplandığında Tablo 5.2 elde edildi.

Tablo 5.2. Depremlerin ilk varış olasılıkları

Durumlar(i)	$f_{ii}^{(1)}$	$f_{ii}^{(2)}$	$f_{ii}^{(3)}$	f_{ii}	M_{ii}
1	0,80	0,115	0,05	1	1,18
2	0,31	0,13	0,097	0,54	4,86
3	0	0,066	0,039	0,105	24,55
4	0	0,007	0,0077	0,078	136,58
5	0	0,0258	0,0068	0,033	116

5.2.1. Markov Zincirlerinin Durağan ve Limit Dağılımı

$\{\xi_n, n \geq 0\}$ Markov zinciri ve durum uzayı $E = \{1,2,3,4,5\}$ olmak üzere Tablo 5.1'deki başlangıç olasılıklarından başlangıç dağılımı;

$$\begin{aligned} P_i(0) &= [P_1(0), P_2(0), P_3(0), P_4(0), P_5(0)] \\ &= [0,74 \ 0,21 \ 0,04 \ 0,0066 \ 0,0082] \end{aligned}$$

Bir adım geçiş matrisi (P) incelendiğinde yutucu ya da kapalı küme oluşturan durumların olmadığı görülmektedir. Bu nedenle, bu Markov zincirinin indirgenemez bir Markov zinciri olduğu ve bir limit dağılımı olduğu söylenebilir. Diğer bir deyişle, Türkiye'de mevcut deprem dağılımının belirli zaman sonraki durumu elde edilebilir. Limit dağılımı başlangıç olasılıklarından bağımsız olduğu için başlangıçtaki durum ne olursa olsun değişmemektedir. Markov zincirinin uzun dönem sonrasındaki yapısını gösterecek olan limit dağılımı Eşitlik (4.19), (4.20) ve (4.21) kullanılarak Microsoft Excel yardımıyla elde edildi. Elde edilen sonuçlara göre, bulunan durağan dağılımı aşağıdaki gibidir:

$$\pi'_1 = [0,7696 \ 0,2139 \ 0,0415 \ 0,0073 \ 0,0086]$$

Eşitlik (4.22)'den $M_{11} = 1/0,7696 = 1,18$ $M_{22} = 1/0,2139 = 4,86$ $M_{33} = 1/0,0415 = 24,55$ $M_{44} = 1/0,0073 = 136,58$ $M_{55} = 1/0,0086 = 116$ olarak bulundu. $4 \leq M < 4,7$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı yaklaşık 1 yıl, $4,7 \leq M < 5,4$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı yaklaşık 5 yıl ve $5,4 \leq M < 6,1$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı ise yaklaşık 25 yıldır. Bu sonuçlar Tablo 5.3'te verildi.

Türkiye'de ileriki zaman noktalarında meydana gelebilecek depremlere ait limit dağılımı 2022 yılı başlangıç kabul edilerek tahmin edilmiştir. Başlangıç dağılımından, sistemin n dönem sonraki durumu hakkında tahmin yapmak mümkündür.

Tablo 5.3. Markov zincirlerinin durağan ve limit dağılımı ile elde edilen tekrarlanma yılları

Magnitüd	Tekrarlanma Yılı
$4 \leq M < 4,7$ (1.Durum)	1,18
$4,7 \leq M < 5,4$ (2.Durum)	4,86
$5,4 \leq M < 6,1$ (3.Durum)	24,55
$6,1 \leq M < 6,8$ (4.Durum)	136,58
$6,8 \leq M < 7,5$ (5.Durum)	116

Bir adım geçiş matrisinden yararlanarak, durumlar arasında geçen zaman $t = 1$ yıl olmak üzere, 2023- 2027 yıllarına ait deprem olasılıkları Tablo 5.4’de verildi.

Tablo 5.4. 2023-2027 yılları arasında durumların (1,2,3,4,5) deprem olasılıkları

Yıllar	1	2	3	4	5
2023	0,74	0,21	0,04	0,007	0,008
2024	0,75	0,21	0,04	0,007	0,008
2025	0,75	0,21	0,04	0,007	0,008
2026	0,76	0,21	0,04	0,007	0,008
2027	0,77	0,21	0,04	0,007	0,009

5.3. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Poisson Süreci ile Tekrarlanma Yıllarının Elde Edilmesi ve Deprem Sayıları Açısından Yorumu

Deprem tahminlerinde çoğunlukla kullanılan bir diğer yöntem de Poisson sürecidir. Bu yöntemin özellikle büyük depremlerde daha iyi sonuç verdiği bilinmektedir. Söz konusu bölgenin deprem parametreleri Poisson süreci kullanılarak Eşitlik (4.32), (4.33), (4.34), (4.35) ve (4.36) kullanılarak elde edildi ve Tablo 5.5’te gösterildi. Tablo 5.6’da ise Eşitlik (4.38) ve (4.39) kullanılarak magnitüd-deprem frekansı ($\log N$) ilişkisi gösterildi.

Tablo 5.5. Çalışma alanı için deprem parametreleri

a	b	a^t	a_1	a_1^t
6,037	0,773	5,79	4,217	3,97

Tablo 5.6. Magnitüd-Deprem frekansı ($\log N$) ilişkisi ve Poisson süreci kullanılarak elde edilen tekrarlanma yılları

M	Depremler (N)	(N_i)	$\log N_i$	$n(M)$	Q
4,3	448	606	2,782	4,43	0,23
5	125	158	2,1987	1,27	0,79
5,7	24	33	1,5185	0,37	2,7
6,4	4	9	0,9542	0,11	9,1
7,1	5	5	0,6988	0,03	33,3

Buna göre 4,3 büyüklüğünde bir depremin yılda yaklaşık 4 kez olacağını, 5 büyüklüğünde bir depremin yılda yaklaşık 1 kez, 5,7 büyüklüğünde bir depremin 3 yılda bir, 6,4 büyüklüğünde bir depremin 9 yılda bir ve 7,1 büyüklüğünde bir depremin ise 33 yılda bir olacağı sonucuna ulaşıldı.

5.4. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Üstel Dağılım Fonksiyonu ile Tekrarlanma Yıllarının Elde Edilmesi ve Deprem Sayıları Açısından Yorumu

Burada 1956-2022 yılları arasında kaydedilen $m \geq 4$ olan 606 deprem verisi incelenerek $\theta = 4,3$ kabul edilen en küçük değer, Tablo 5.7’de verilen ilk sınıfa ait sınıf orta değeri olarak alındı. İncelenen bölgede ortalama deprem magnitüdü $\bar{m} = 4,54$ ve $\lambda = 4,17$ olarak Eşitlik (4.40) kullanılarak bulundu.

Bulunan parametrelerden üstel dağılımın olasılık yoğunluk fonksiyonu,

$$f(m) = 4,17e^{-4,17(m-4,3)} \quad , m > 0$$

ve yoğunluk fonksiyonu kullanılarak M rastlantı değişkeninin dağılım fonksiyonu da,

$$F(m) = \int 4,17e^{-4,17(m-4,3)} dm = -e^{-4,17(m-4,3)}$$

olarak bulunur. Tablo 5.8’de gözlenen 606 verinin gözlenen ve beklenen dağılımları bulundu. Tablodaki gözlenen frekanslar yüzdelerin kümülatif olarak toplanmasıyla elde edildi.

Tablo 5.8’de deneysel ve teorik dağılıma ilişkin değerler Eşitlik (4.41) ve (4.42)’den hesaplandı. Bunlara ilişkin fark değerleri verildi.

Tablo 5.7. 1956-2022 yılları arasında meydana gelen depremlerin magnitüdlere göre sıklık dağılımı

Sınıf No	Alt Sınır	Sınıf orta değeri(m)	Üst Sınır	Sıklık Sayısı (f_i)	%
1	4,0	4,3	4,6	448	0,7392
2	4,7	5	5,3	125	0,2063
3	5,4	5,7	6,0	24	0,0396
4	6,1	6,4	6,7	4	0,0066
5	6,8	7,1	7,4	5	0,0083

Beklenen birikimli olasılıklar, dağılım fonksiyonunun $\theta = 4,3$ alt sınır değeri ile her sınıfın üst değeri arasında integrali alınarak elde edilmiştir. Deprem

magnitüdü değişkeninin üstel dağılıma uygunluğu ki-kare uyum iyiliği testi ile belirlendi.

H_0 : Deprem magnitüdü üstel dağılıma sahip bir yığından seçilmiştir.

H_1 : Deprem magnitüdü üstel dağılıma sahip bir yığından seçilmemiştir.

Bu hipotezlerin testinde kullanılan test istatistiği değeri $\chi_H^2 = 0,0027$ ve tablo değeri $\chi_T^2 = 9,488$ olarak bulundu. Buna göre bu bölgede meydana gelen magnitüdü $m \geq 4$ olan depremlerin kuramsal olarak üstel dağılıma uyduğunu 0,05 hata payı ile söylenebilir.

Tablo 5.8. Deneysel ve teorik dağılıma ilişkin değerler

m	f_i	%	$F(m)$ Gözlenen	$F(m)$ Beklenen	Fark Değerleri
4,3	448	0,7392	0,7392	0,7138	0,0254
5	125	0,2063	0,9455	0,9846	0,0391
5,7	24	0,0396	0,9851	0,9992	0,0141
6,4	4	0,0066	0,9917	0,9998	0,0081
7,1	5	0,0083	1,0000	0,9999	0,0001

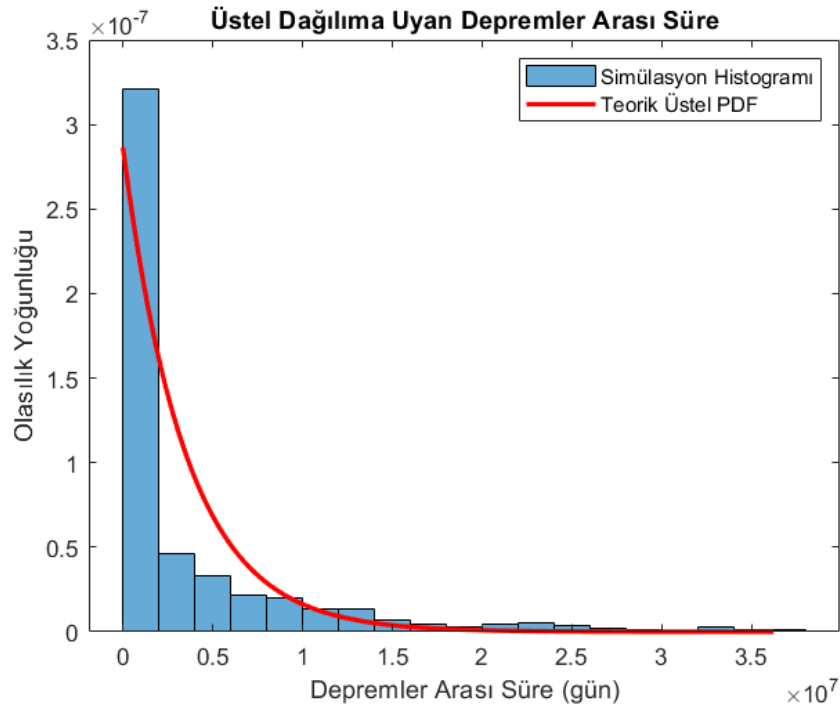
Bu bölgede oluşan deprem magnitüdlerinin tekrarlanma sürelerini bulmak için Tablo 5.8'den yararlanıldı. Bu amaçla beklenen birikimli olasılıklar, m magnitüdlü bir depremin meydana gelme olasılıkları, yıllık ortalama deprem sayıları ve bunlara ilişkin tekrarlanma yılları Tablo 5.9'da verildi. Burada üçüncü sütun çeşitli magnitüdlerdeki depremlerin meydana gelme olasılıklarıdır. Dördüncü sütun ise üçüncü sütundaki olasılık değerlerinin 9,18 (yıllık ortalama gözlenen 4 veya daha büyük magnitüdlü deprem sayısı) ile çarpılmasından elde edilen yıllık beklenen deprem sayılarını göstermektedir. Son sütun ise çeşitli magnitüdlerdeki depremlerin tekrarlanma yıllarını göstermektedir.

Tablo 5.9. Depremlerin üstel dağılım ile tekrarlanma yılları

M	$F(m)$	$f(m)$	f_i (yıllık beklenen sıklık)	Tekrarlanma Yılı
4,3	0,7138	0,7138	6,55	0,15
5	0,9846	0,2708	2,49	0,40
5,7	0,9992	0,0146	0,13	7,6
6,4	0,9998	0,0006	0,006	166,6
7,1	0,9999	0,0001	0,0009	1111

Buna göre ortalama 4,3 magnitüdlü bir depremin yılda yaklaşık 6 kez olacağını, 5 magnitüdlü bir depremin yılda yaklaşık 2 kez, 5,7'lik bir depremin yaklaşık 8 yılda bir, 6,4'lük bir depremin ise 167 yılda bir ve 7,1'lik bir depremin 1111 yılda bir olabileceği sonucuna ulaşıldı.

Teorem 4.5.1'den gelişler Poisson dağılımına uyarsa gelişler arası süreler Üstel dağılıma uyar. Bu uygunluğun Matlab kodu kullanılarak çizilen grafiği Şekil 5.9'da verildi.

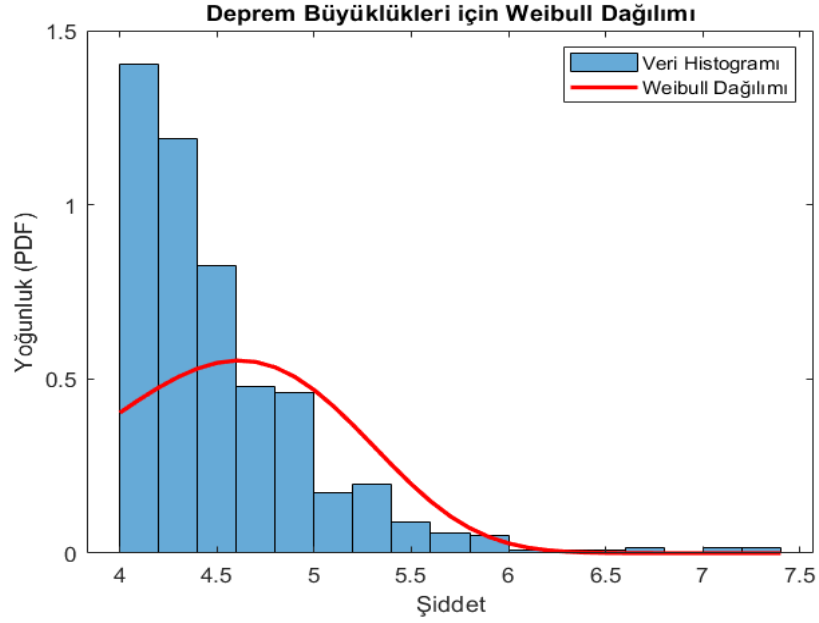


Şekil 5.9. Depremler arası sürenin Üstel dağılıma uyan olasılık yoğunluk fonksiyonu grafiği

5.5. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Weibull Dağılımı ile Modellenmesi

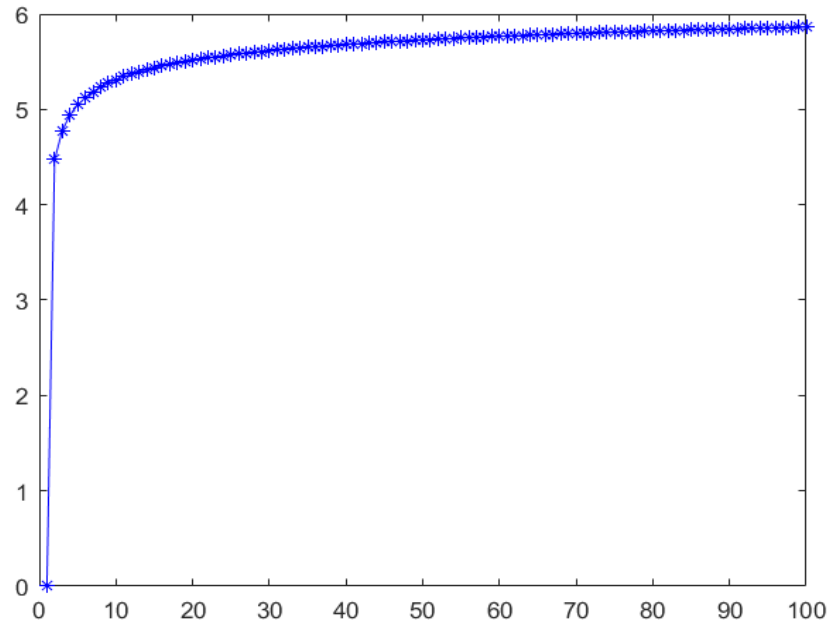
Weibull dağılımı, deprem büyüklüklerinin modellenmesinde kullanılan esnek ve güçlü bir dağılımdır. Depremlerin büyüklüğünü, tekrarlama sıklığını ve bu büyüklüklerin olasılıklarını anlamada önemli bir rol oynar. Weibull dağılımı, büyük depremlerin tekrarlanma olasılığını ve bu büyüklükteki depremlerin zamanla nasıl değişeceğini anlamada kullanılır. Ölçek parametresi (λ): Deprem büyüklüklerinin ortalama ne kadar sürede bir meydana geldiğini belirler. Şekil parametresi (k): Depremler arasındaki sürenin ve büyüklüğün artış hızını belirler. Eğer $k > 1$ ise, büyük depremler daha sık meydana gelir; $k < 1$ ise, büyük depremler daha nadir olur.

Matlab’da yapılan hesaplamalarla $\lambda = 7,02$ ve $k = 4,72$ olarak hesaplandı. Eşitlik (4.43) kullanılarak hesaplanan deprem büyüklükleri için olasılık yoğunluk fonksiyonunun grafiği Şekil 5.10’da verildi.



Şekil 5.10. Magnitüd rasgele değişkeninin Weibull dağılımına ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği

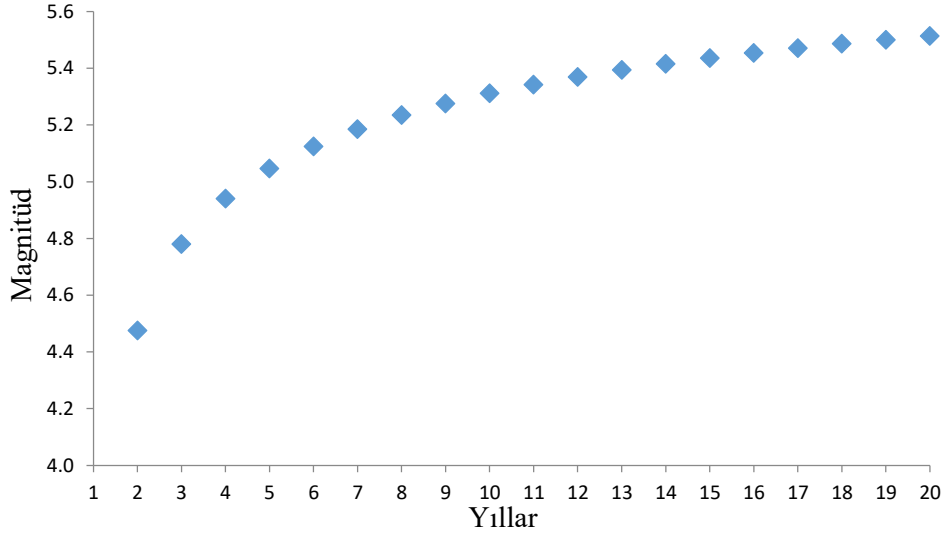
Şekil 5.11’de çalışma bölgesinin Weibull dağılımı ile önümüzdeki 100 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri verildi.



Şekil 5.11. Çalışma bölgesinin Weibull dağılımı ile önümüzdeki 100 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri

Önümüzdeki 100 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün Weibull dağılımı ile ortalama 5,9 olacağı öngörüldü.

Şekil 5.12’de çalışma bölgesinin Weibull dağılımı ile önümüzdeki 20 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri verildi.



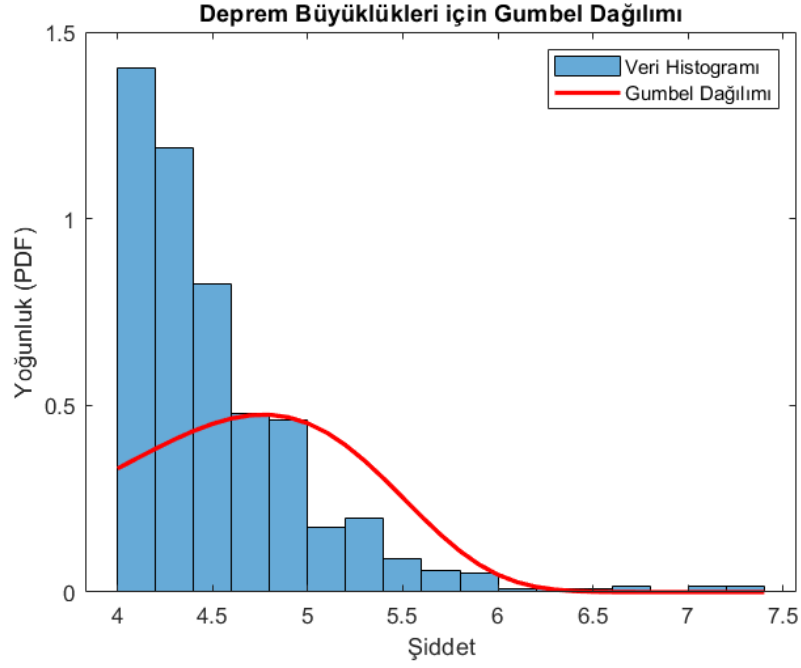
Şekil 5.12. Çalışma bölgesinin Weibull dağılımı ile önümüzdeki 20 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri

Önümüzdeki 20 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün Weibull dağılımı ile ortalama 5,6 olacağı öngörüldü.

5.6. Magnitüd Rasgele Değişkeninin Gumbel Dağılımı ile Modellenmesi

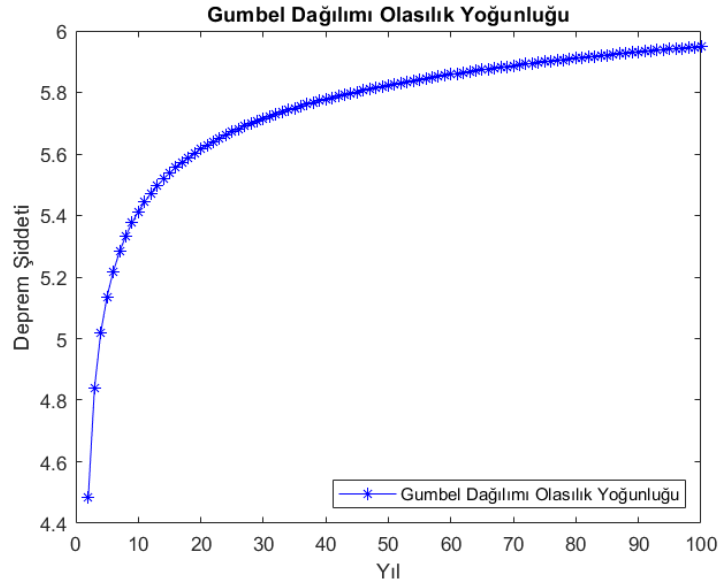
Gumbel dağılımı, belirli bir zaman diliminde meydana gelebilecek en büyük depremlerin büyüklüğünü modellemek için kullanılır. Olasılık yoğunluk fonksiyonunun iki temel bileşeni, olayın merkezde (ortalama civarında) daha yüksek olasılıkla meydana geldiğini, ancak aşırı büyük olayların olasılığının giderek azaldığını ifade eder. Konum parametresi (μ), olasılık dağılımının tepe noktasını belirler. Ölçek parametresi β , dağılımın genişliğini ve ne kadar hızlı azaldığını belirler.

Matlab’da yapılan hesaplamalarla $\mu = 4,77$ ve $\beta = 0,77$ olarak hesaplandı. Eşitlik (4.44) kullanılarak hesaplanan deprem büyüklükleri için olasılık yoğunluk fonksiyonunun grafiği Şekil 5.13’de verildi.



Şekil 5.13. Magnitüd rasgele değişkeninin Gumbel dağılımına ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği

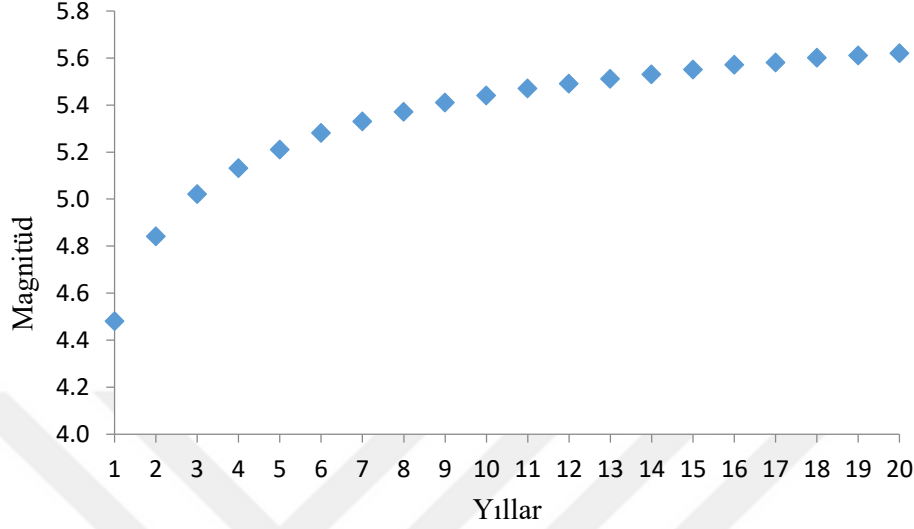
Şekil 5.14’de çalışma bölgesinin Gumbel dağılımı ile önümüzdeki 100 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri verildi.



Şekil 5.14. Çalışma bölgesinin Gumbel dağılımı ile önümüzdeki 100 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri

Önümüzdeki 100 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün Gumbell dağılımı ile ortalama 5,9 olacağı öngörüldü.

Şekil 5.15’de çalışma bölgesinin Gumbel dağılımı ile önümüzdeki 20 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri verildi.

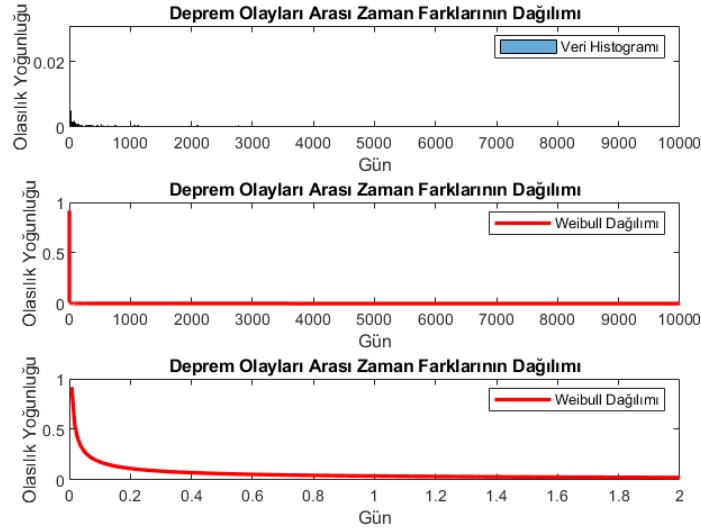


Şekil 5.15. Çalışma bölgesinin Gumbel dağılımı ile önümüzdeki 20 yılda gerçekleşmesi beklenen deprem büyüklükleri

Önümüzdeki 20 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün Gumbell dağılımı ile ortalama 5,6 olacağı öngörüldü.

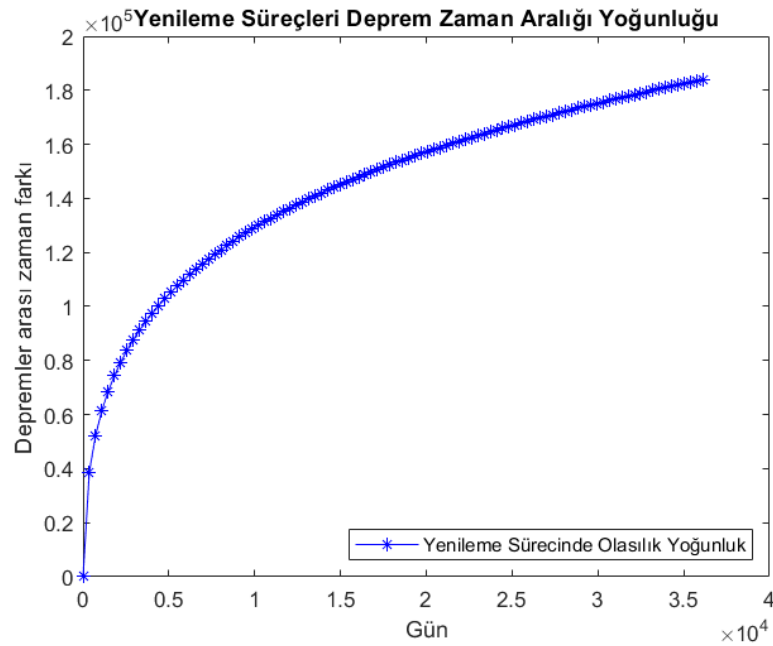
5.7. Deprem Sürelerinin Yenileme Süreçleri ile Modellenmesi

Yenileme süreçlerinin avantajı, zaman geçtikçe büyük bir depremin olma olasılığının artmasını gösterebilmeleridir. Örneğin, belirli bir fay hattında uzun süre büyük bir deprem olmamışsa, faydaki gerilim artar ve büyük bir depremin olma olasılığı da zamanla artar. Bu durum Weibull dağılımı ile modellenmiştir. Eşitlik (4.43) kullanılarak Yenileme süreçleri ile depremler arasındaki zaman farkları Weibull dağılımı ile modellenerek ölçek ve şekil parametreleri sırasıyla $\lambda = 0,37$ ve $k = 318,25$ olarak hesaplandı. Bir sonraki deprem için ortalama bekleme süresi 3 yıl olarak hesaplandı. Şekil 5.16’da çalışma bölgesindeki depremler arası zaman farklarının dağılımı verildi.



Şekil 5.16. Çalışma bölgesindeki depremler arası zaman farklarının dağılımı

Gerekli hesaplamalar Matlab’da yapılarak deprem sürelerinin Yenileme süreçlerine göre Weibull dağılımı ile hesaplanan olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği Şekil 5.17’de verildi.

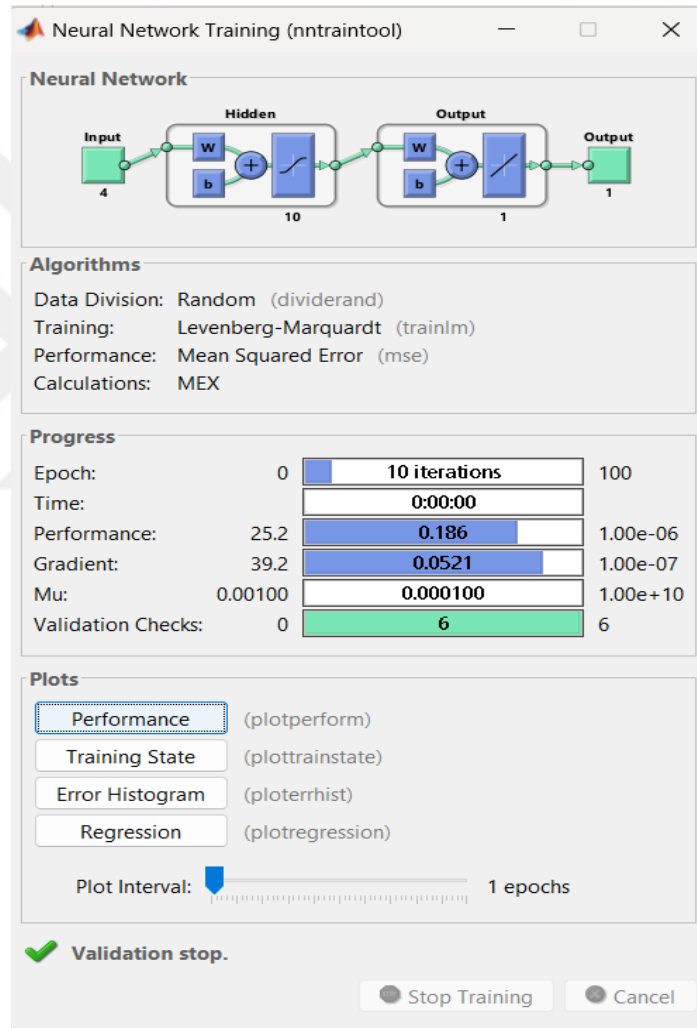


Şekil 5.17. Deprem sürelerinin Yenileme süreçlerine göre Weibull dağılımı ile hesaplanan olasılık yoğunluk fonksiyon grafiği

5.8. Deprem Verilerinin Yapay Sinir Ağları (YSA) ile Analizi

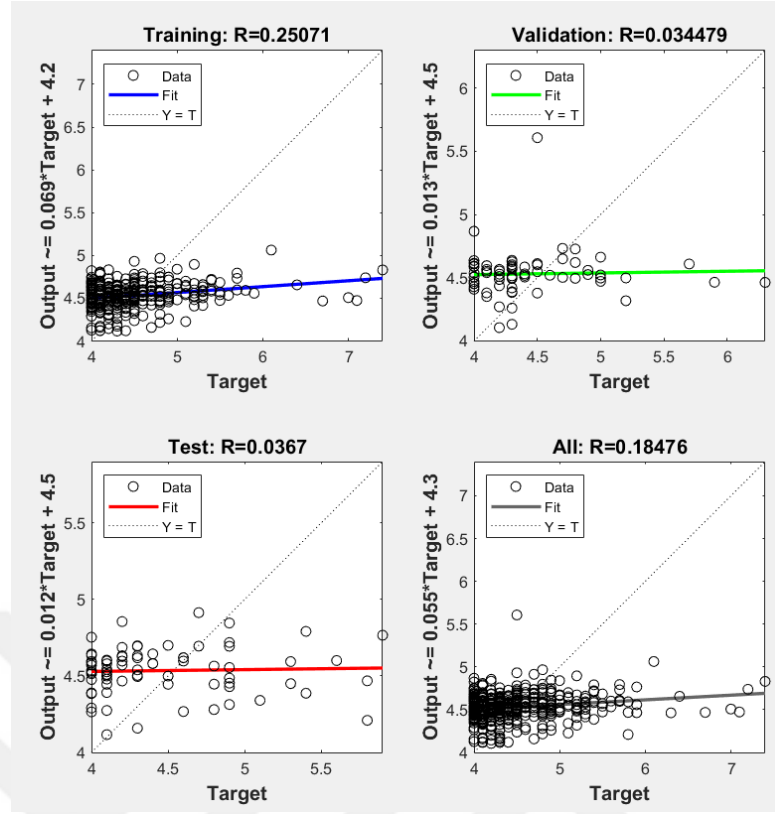
YSA’nın uygulanması için Matlab paket programında kod yazıldı ve veriler normalize edilerek UKDB metodu ile tahmin işlemi yapıldı. Derin Sinir Ağı Modeli

dört girdi katmanı ve bir çıktı katmanı kullanılarak oluşturuldu. UKDB katmanı da bu girdiler arasında yer almaktadır. Burada girdi değişkenleri enlem, boylam, derinlik ve zaman damgası, çıktı ise magnitüd olarak alındı. Ağın eğitimi aşamasında eğitim oranı %80 alınarak 485 eğitim verisi ve test oranı %20 alınarak 121 test verisi kullanıldı. Maksimum iterasyon sayısı 1000, öğrenme oranı ise 0,03 olarak belirlenmiştir. Ağın eğitimi için 'Adam' optimizasyon algoritması alındı. Seyreltme (Dropout) değeri olarak 0,5 kullanıldı. Gizli katman sayısı 30 olarak alınarak eğitim işlemi başlatıldı ve aşağıdaki grafikler elde edildi. Öncelikle veriler %80 eğitim oranı ile eğitildi, %20 test oranı ile test edildi. Bu modelin görünümü Şekil 5.18'de verildi.



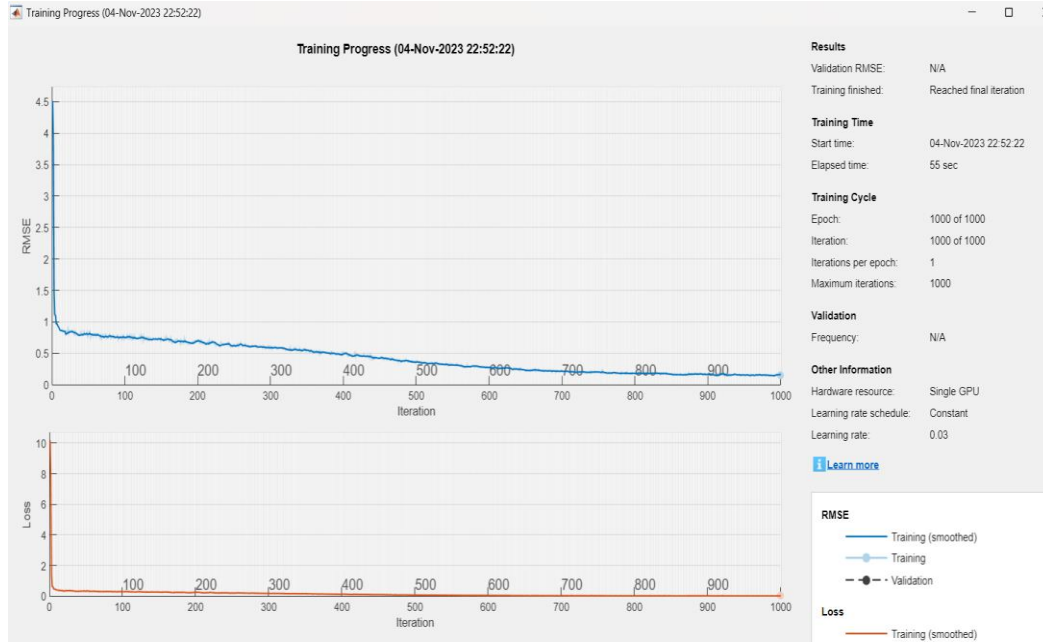
Şekil 5.18. YSA'da derin öğrenme olmadan eğitim model görünümü

Verilerin YSA'da derin öğrenme olmadan, eğitim ve test verilerinin hata grafikleri Şekil 5.19'da verildi.



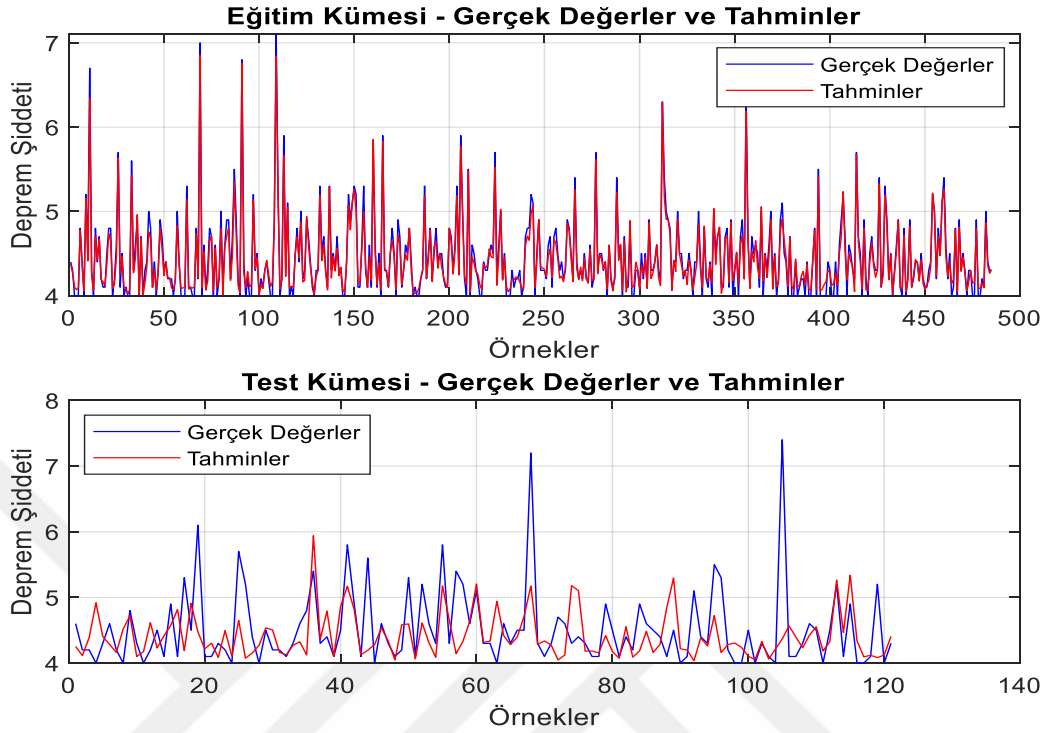
Şekil 5.19. YSA’da derin öğrenme olmadan eğitim ve test verilerinin hata grafikleri

Veriler YSA’da derin öğrenme yöntemi olan UKDB ile eğitilmiş ve eğitim programı Şekil 5.20’de verildi.



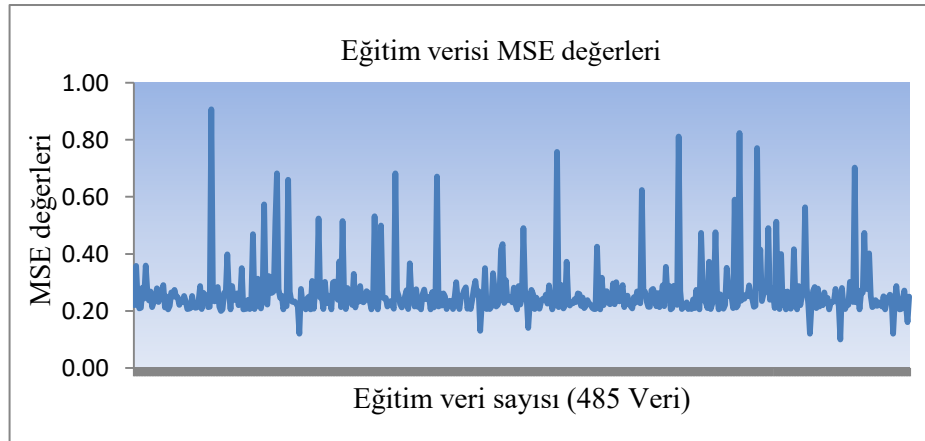
Şekil 5.20. YSA’nın UKDB ile eğitim programı

Bu eğitimin sonucunda elde edilen eğitim ve test kümesinin gerçek değerleri ve tahminleri Şekil 5.21’de verildi.



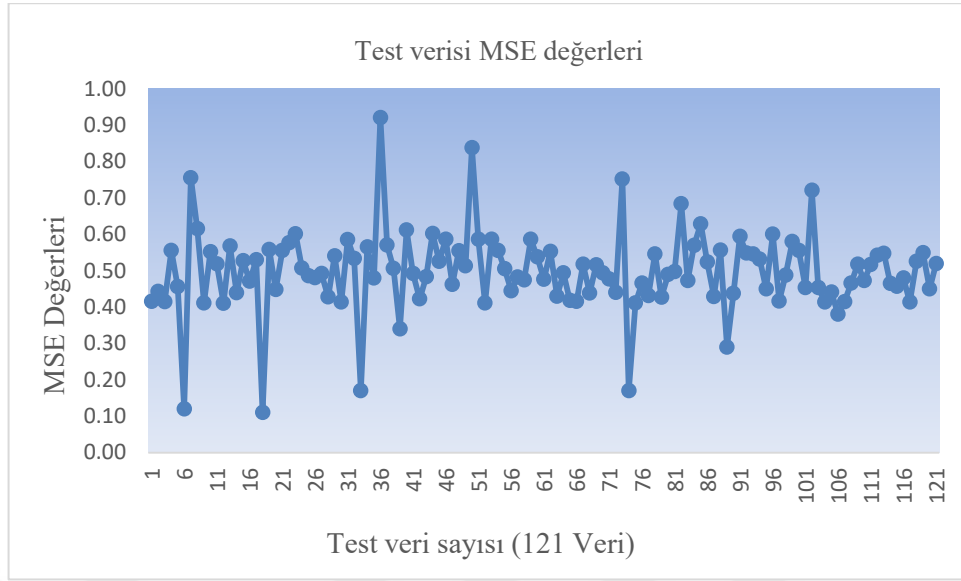
Şekil 5.21. Eğitim ve test kümesinin gerçek değerlere ve tahminlere ilişkin grafikleri

Şekil 5.21’de görüldüğü gibi eğitim verilerinde tahminler gerçek değerlere çok yakın iken test verilerinde, magnitüdü 4 ile 5 arasındaki deprem verilerini iyi tahmin ederken 5 ile 7,5 arasındaki deprem tahminlerinde büyük sapmalar görüldü. Tahmin yönteminin doğruluğunun ölçülmesi için Eşitlik (4.48) kullanılarak MSE değerleri hem eğitim hem de test değerleri için hesaplandı. Şekil 5.22’de 485 eğitim kümesi için MSE değerleri gösterildi.



Şekil 5.22. Eğitim kümesinin MSE değerleri

Şekil 5.23'te 121 test kümesi için MSE değerlerini göstermektedir.



Şekil 5.23. Test kümesinin MSE değerleri

5.8.1. YSA ile elde edilen test verilerine Markov zincirinin durağan ve limit dağılımı uygulaması

YSA'da elde edilen 121 test verisinin, $\{\xi_n, n \geq 0\}$ Markov zinciri ve durum uzayı $E = \{1,2,3,4,5\}$

Durum 1: Büyüklüğü $4 \leq M < 4,7$

Durum 2: Büyüklüğü $4,7 \leq M < 5,4$

Durum 3: Büyüklüğü $5,4 \leq M < 6,1$

Durum 4: Büyüklüğü $6,1 \leq M < 6,8$

Durum 5: Büyüklüğü $6,8 \leq M < 7,5$

Eşitlik (4.4)'ten geçiş olasılıkları ve Eşitlik (4.8)'den bir adım geçiş matrisi:

$$P = \begin{bmatrix} 0,68 & 0,25 & 0,05 & 0,01 & 0,01 \\ 0,85 & 0,12 & 0,04 & 0 & 0 \\ 0,80 & 0,20 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$P^2 > 0$, ... ve P matrisinin bütün kuvvetleri sıfırdan büyüktür. Dolayısıyla bütün durumlar pozitif rekürent ve aperiyoiktir. Bu bağlamda bütün durumlar ergodiktir.

Markov zincirinin durağan dağılımı aşağıdaki gibi elde edildi.

$$\pi = [\pi_1 \ \pi_2 \ \pi_3 \ \pi_4 \ \pi_5] = [0,7260 \ 0,2159 \ 0,0445 \ 0,0068 \ 0,0068]$$

Markov zincirinin durağan dağılımı elde edilir.

Ayrıca limit dağılımı da aşağıdaki gibi bulunur. $\forall i = 1,2,3,4,5$ için

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^n = \begin{bmatrix} 0,7260 & 0,2159 & 0,0445 & 0,0068 & 0,0068 \\ 0,7260 & 0,2159 & 0,0445 & 0,0068 & 0,0068 \\ 0,7260 & 0,2159 & 0,0445 & 0,0068 & 0,0068 \\ 0,7260 & 0,2159 & 0,0445 & 0,0068 & 0,0068 \\ 0,7260 & 0,2159 & 0,0445 & 0,0068 & 0,0068 \end{bmatrix}$$

Teorem 4.4.1'den $\pi_j = \frac{1}{M_{jj}}$, M_{jj} : j 'den j 'ye ortalama dönüş zamanı

(tekrarlanma zamanı); $M_{11} = 1/0,7260 = 1,38$, $M_{22} = 1/0,2159 = 4,63$,

$M_{33} = 1/0,0445 = 22,47$, $M_{44} = 1/0,0068 = 147$, $M_{55} = 1/0,0068 =$

147 yani $4 \leq M < 4,7$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı yaklaşık 1 yıl,

$4,7 \leq M < 5,4$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı yaklaşık 5 yıl ve

$5,4 \leq M < 6,1$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı ise yaklaşık 23 yıldır.

$6,1 \leq M < 6,8$ ve $6,8 \leq M < 7,5$ arasındaki depremlerde 147 yıl sonra tekrar edeceği bulundu. Bu sonuçlar Tablo 5.10'da verildi.

Tablo 5.10. YSA'da elde edilen test verilerinin Markov modeli ile tekrarlanma yılları

Magnitüd	Durumlar	Toplam Deprem Sayıları	Tekrarlanma yılı
$4 \leq M < 4,7$	1	88	1,38
$4,7 \leq M < 5,4$	2	26	4,63
$5,4 \leq M < 6,1$	3	5	22,47
$6,1 \leq M < 6,8$	4	1	147
$6,8 \leq M < 7,5$	5	1	147

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Depremler, gerçekleşme sebepleri açısından incelendiğinde, birçok faktör tarafından etkilenen karmaşık olaylardır. Gerek ilgili bölgede bulunan fay hattı, gerekse depremlerin öncü şok, ana şok ve artçı şok gibi kendi aralarında yer alan ilişkiler deprem oluşumlarındaki karmaşıklığa sebep olabilmektedir (Karadeniz ve Sunbul, 2023). Deprem riskinin tahmin edilmesi veya deprem yoğunluklarının modellenmesi ileriye dönük yaşanabilecek maddi ve manevi kayıpların en aza indirgenmesi açısından hayati bir önem taşımaktadır. Bu sebeple karmaşık ve belirsiz olan bu konuya bazı Stokastik yöntemlerle açıklık getirebilmek amacıyla bu çalışma hazırlandı.

Bu çalışmada Kuzey Anadolu Fay Hattının, Marmara Bölgesi'nde, 1956 ile 2022 yılları arasında (39.500 - 41.500) Kuzey ve (26.000 - 32.500) Doğu koordinatları içinde meydana gelen $M \geq 4$ büyüklüğündeki depremler Markov zincirlerinde durumların sınıflandırılması kapsamında, ilk varış olasılıkları yardımıyla beş durumun her birisinin gerçekleşme olasılıkları ve bu durumların tekrarlanma yılları hesaplandı. Depremlerin meydana gelme olasılıkları ve tekrarlanma yılları ayrıca Üstel, Poisson, Weibull, Gumbel dağılımları ve Yenileme Süreçleri kullanılarak da analiz edildi. Ayrıca YSA'nın derin öğrenme metodu ile veriler analiz edilerek deprem büyüklükleri tahmin elde edildi.

Çalışmanın genel sonuçlarına göre, tahminler 2022 yılı başlangıç yılı alınarak Markov zincirlerinin ilk varış olasılıkları ile $6,8 \leq M < 7,5$ büyüklüğündeki (5. Durum) bir depremin ortalama tekrarlanma süresi yaklaşık 116 yıl olarak bulundu. Üstel dağılım yöntemi ile, $6,8 \leq M < 7,5$ büyüklüğündeki bir depremin ortalama tekrarlanma süresini 1.111 yıl olarak tahmin ederken, Poisson süreci ile bu süre 33 yıl olarak tahmin edildi. Bu yöntemleri beş durumda incelediğimizde sonuçlar Tablo 6.1'de özetlendi.

Tablo 6.1 incelendiğinde deprem tahminlerinde sıkça kullanılan bu yöntemlerden Markov zincirlerinin ilk varış olasılıkları, Poisson ve Üstel dağılım modeline göre daha anlamlı sonuçlar verdi. Bölgede kayıtlı yıkıcı depremlerin kronolojisi şöyledir; 358'de, 525'de, 740'da, 869'da, 989'da, 1488'de, 1509'da (7,2 büyüklüğünde), 1556'da (7,4 büyüklüğünde) ve 1766'da (7,1 büyüklüğünde) ki

depremlerdir (Yaltırak vd., 2003). Yaşanan tarih aralıklarına baktığımızda Markov zincirleri ilk varış olasılıkları ile bulunan sonuçların daha anlamlı olduğu görüldü.

Tablo 6.1. Çalışma bölgesindeki depremlerin incelenen yöntemlerle tekrarlanma yılları

Yöntemler	$4 \leq M < 4,7$ (1. Durum)	$4,7 \leq M < 5,4$ (2. Durum)	$5,4 \leq M < 6,1$ (3. Durum)	$6,1 \leq M < 6,8$ (4. Durum)	$6,8 \leq M < 7,5$ (5. Durum)
Markov Zincirleri	1,8	4,86	24,55	136,58	116
Poisson Süreci	0,23	0,79	2,7	9,1	33,3
Üstel Dağılım	0,15	0,40	7,6	166,6	1111

Weibull dağılımı ile ölçek ve şekil parametreleri $\lambda = 7,02$ ve $k = 4,72$ olarak hesaplandı. Önümüzdeki 100 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün Weibull dağılımı ile ortalama 5,9 olacağı öngörüldü. Gumbel dağılımı ile konum ve ölçek parametreleri $\mu = 4,77$ ve $\beta = 0,77$ olarak hesaplandı. Önümüzdeki 100 yılda depremin geri dönüş büyüklüğünün Gumbell dağılımı ile de ortalama 5,9 büyüklüğünde olacağı bulundu. Yenileme süreçleri ile depremler arasındaki zaman farkları Weibull dağılımı ile modellenerek ölçek ve şekil parametreleri $\lambda = 0,37$ ve $k = 318,25$ olarak hesaplandı. Bir sonraki deprem için ortalama bekleme süresi 3 yıl olarak hesaplandı.

Yapılan çalışmada YSA modeli Matlab programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. YSA'da kullanılan UKDB modelinin özellikleri Tablo 6.2'de sunulmuştur. YSA Derin öğrenme metodunda eğitim verilerinde tahminler gerçek değerlere çok yakın iken test verilerinde, büyüklüğü 4 ile 5 arasındaki deprem verilerini iyi tahmin ederken 5 ile 7,5 arasındaki deprem tahminlerinde büyük sapmalar görüldü. Bu metod ile düşük magnitüdlü depremlerin tahminleri iyi sonuçlar verirken, büyük magnitüdlü depremlerin tahminlerinde büyük sapmalar ortaya çıktı.

YSA'da elde edilen 121 test verisine Markov zincirlerinin durağan dağılımı yöntemi uygulandığında 4. ve 5. Durumun tekrarlanma yılı 147 yıl olarak bulundu.

Tablo 6.2. UKDB modelinin özellikleri

Parametreler	Değerler
Test oranı	%20
Eğitim oranı	%80
Girdi parametreleri	4
Gizli katman nöron sayısı	30
Çıktı parametreleri	1
Max iterasyon sayısı	1000
Öğrenme oranı	0,03
Optimizasyon algoritması	Adam
Dropout değeri	0,5
Ağ mimarisi	İleri beslemeli YSA
Öğrenme modeli	Öğretmenli öğrenme

17 Ağustos 1999' da Marmara Bölgesi'ni vuran deprem, 20. yüz yılın en önemli sismik olaylarından biri olmuştur. Binlerce insan hayatını kaybetmiş, on binlerce insan yaralanmış ve binlerce bina yıkılmıştır. Bu geçmiş deneyimler, gelecekte benzer yıkıcı depremlerle karşılaşabileceğimiz gerçeğini ortaya koymaktadır. Bu çalışma, deprem tahminlerinin bazı stokastik modellerle karşılaştırmasını sunarak, bu yöntemlerin anlaşılmasına katkı sağlaması açısından büyük bir önem taşımaktadır. Bu bağlamda bu tür felaketlerin etkisini en aza indirmeye yönelik çabalar üzerine odaklanılması gerekmektedir.

KAYNAKLAR

- Akın, F.G. (2020). *Poisson, Üstel ve Gumbel Uç Değerler Dağılım Modelleri Kullanılarak Batı Anadolu Bölgesi'nin Depremselliğinin İncelenmesi*. Basılmış Yüksel Lisans Tezi. KATÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Jeofizik Mühendisliği Anabilim Dalı, 66, Trabzon.
- Aydoğdu, H. (2024). Olasılık ve Stokastik Süreçler Ders Notu. (Erişim: 10 Ekim 2024), https://acikders.ankara.edu.tr/pluginfile.php/121166/mod_resource/content/0/8.Hafta.pdf
- Bağcı, G. (1995). Güneydoğu Anadolu bindirme zonunda deprem oluşumlarının "Gumbel Extrem Dağılımı" ile incelenmesi. *Jeofizik Dergisi*, 9(1), 259-262.
- Bobrowski, A. (2005). *Functional Analysis for Probability and Stochastic Processes*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Boğaziçi Üniversitesi, Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü. (2023). Deprem kataloğu. Erişim: 10 Haziran 2024, <http://www.koeri.boun.edu.tr/new/2023>.
- Cobanoğlu, I., ve Alkaya, D. (2011). Seismic risk analysis of Denizli (Southwest Turkey) region using different statistical models. *International Journal of the Physical Sciences*, 6(11), 2662-2670.
- Çam, H., ve Duman, O. (2016). Yapay Sinir Ağı Yöntemiyle Deprem Tahmini: Türkiye Batı Anadolu Fay Hattı Uygulaması. *Gümüşhane University Electronic Journal of The Institute of Social Sciences*, 7(17), 227-248.
- Hamzaçebi, C. (2011). *Yapay Sinir Ağları*. Ankara: Ekin Yayınevi. 12-18.
- Çelebioğlu, S., Ünal, S., Özmen, B. (2014). Sismic Hazard Assessment of Turkey by Statistical Approaches. *Turkish Journal of Earth Sciences*, 23(3), 9.
- Firuzan, E. (2008). Statistical Earthquake Frequency Analysis for Western Anatolia. *Turkish Journal of Earth Sciences*, 17(4), 6.
- Garavaglia, E., ve Pavani, R. (2011). About Earthquake Forecasting by Markov Renewal Processes. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 13, 155–169.
- Gürten, Ü. (2001). *Marmara Bölgesinde Meydana Gelen Depremlerin İstatistiksel Analizi*. Basılmış Yüksel Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı, 125, Ankara.
- Güzel, Y. (2018). Yapay Zeka Ders Notları. (Erişim: 5 Mayıs 2024), <https://medium.com/@yasinguzel/yapay-zeka-ders-notlari>.
- Kabalıcı, E. (2014). Yapay Sinir Ağları Ders Notları. (Erişim: 10 Ağustos 2024), <https://ekblc.files.wordpress.com/2013/09/ysa.pdf>.
- Karadeniz, E., ve Sunbul, F. (2023). Land use and land cover change in Duzce region following the major earthquake: implications for ANN and Markov Chain Analysis. *Environmental Earth Sciences*, 82, 243.
- Karcı, M., ve Şahin, İ. (2022). Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanılarak Deprem Tahmini Gerçekleştirilmesi. *Artificial Intelligence Studies*, 5(1), 23-34.
- Karlin, S., ve Taylor, H. (2011). *A First Course in Stochastic Processes*. USA: Transferred to Digital Printing.
- Kasap, R., ve Gürten, Ü. (2003). Deprem Magnitüdleri için Tekrarlanma Yıllarının elde edilmesi: Marmara Bölgesi Örneği. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 4(2), 157-166.
- Kızılok Kara, E. (2017). The Earthquake Risk Analysis Based On Copula Models For Turkey. *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*, 35(2), 187-200.

- Konsuk, H. ve Aktas, S. (2013). Estimating the Recurrence Periods of Earthquake Data in Turkey, *Open Journal of Earthquake Research*, 2, 21-25.
- Murru, M., Akinci, A., Falcone, G., Pucci, S., Console, R. ve Parsons, T. (2016). $M \geq 7$ earthquake rupture forecast and timedependent probability for the sea of Marmara region in Turkey, *Journal of Geophysical Research. Solid Earth*, 121, 2679-2707.
- Ozel, G., Solmaz, A. (2012). Türkiye’de Deprem Tekrarlanma Zamanının Tahmini ve Neotektonik Bölgelere Göre Depremselliğin Markov Zinciri ile İncelenmesi. *Cankaya University Journal of Science and Engineering*, 9(2), 125-138.
- Özmen, B. (2013). Ankara için Deprem Olasılığı Tahminleri. *Yerbilimleri, Bulletin of the Earth Sciences Application and Research Centre of Hacettepe University*, 34(1), 23-36.
- Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim. 25-26
- Sağlam, V., Yücesoy, E., Sağır, M. (2023). *Stokastik Kuyruk Sistemleri*. Ankara: Nobel Yayınevi.
- Sağlam, V., Bulut, H., Sağır, M. (2021). *R Uygulamalı İstatistiksel Dağılımlar*. Ankara: Seçkin Yayınevi, 175.
- Sağlam, A. S., ve Çavdur, F. (2022). Yapay Sinir Ağı ile Deprem Şiddeti Tahmini: Farklı Ağ Tasarımlarının ve Eğitim Algoritmalarının İncelenmesi. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 37(4), 2133-2145.
- Susilo, A., Hisyam, F., ve Wasis, W. (2019). Earthquake Analysis In East Java, Indonesia Between 1960 – 2017 Using Markov Chain Model. *International Journal of GEOMATE*, 17(63), 149-156.
- Ross, M.S. (2012). *Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists Section*, Ankara: Nobel Yayınevi 5, 176.
- Tokgöz, A. ve Ünal, G. (2018). “Türkiye elektrik yükünü tahmin etmek için RNN tabanlı bir zaman serisi yaklaşımı“. 26. *Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU)*, 2-5 Mayıs 2018, 1-4.
- Unal, S., ve Celebioğlu, S. (2011). A Markov chain modelling of the earthquakes occurring in Turkey. *Gazi Universty Journal of Science*, 24, 263-274.
- Vere-Jones, D. (1995). "Forecasting Earthquakes and Earthquake Risk." *International Journal of Forecasting*, 11(4), 503-538.
- Yaltırak, C., Erturaç, M.K., Tüysüz, O., Saki Yaltırak, K. (2003). “Marmara Denizinde Tarihsel Depremler: Yerleri, Büyüklükleri, Etki Alanları ve Güncel Kırılma Olasılıkları”. *Türkiye Kuvatıneri Çalıştayı 4.*, 29-30 Mayıs 2003, 174-180.
- Yıldırım, E. (2020). Yapay Sinir Ağı (Artificial Neural Network) Nedir?. (Erişim: 7 Haziran 2024), <https://www.veribilimiokulu.com/yapay-sinir-agiartificial-neural-network-nedir/>.
- Yılmaz, V., ve Erişoğlu, M. (2003). İstatistiksel Parametre Kestirim Tekniklerinin Weibull Dağılımının Parametrelerinin Hesaplanmasında Kullanımı ve Deprem Verilerinin Weibull Dağılımına Uygulanması. *İstatistik Araştırma Dergisi*, 2(2), 203-217.
- Yüçemen, M.S., ve Akkaya, A. (1995). “Stochastic models for the estimation of seismic hazard and their comparison”. In: *Proceedings of the 3rd Earthquake Engineering Conference, İstanbul, Turkey*, 466–477.
- William, K. M., Alok K. M., Akhilesh, K. V. (2015). A probabilistic approach toward earthquake hazard assessment using two first-order Markov models in Northeastern India. *Natural Hazards*, 75, 2399-2419.

ÖZ GEÇMİŞ

Ülkü GÜRLER, Ankara Kalaba Lisesi'ni bitirdikten sonra Gazi Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümü'nden 1998 yılında mezun oldu. 2001 yılında Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Yüksek Lisans programını bitirdi. 1998-2006 arasında İngilizce ve Matematik öğretmenliği, 2006-2007 arasında Mustafa Nevzat İlaç Firmasında Tıbbi Mümessilik, 2007 yılından itibaren Sinop Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümünde Öğretim Görevlisi olarak görev yapan Ülkü Gürler, iyi derecede İngilizce bilmektedir.

İletişim Bilgileri

ORCID ID : 0000-0003-2340-6436

Yayınlar:

1. Gürler, Ü. ve Sağlam, V. (2023). "Estimated and Effects of Marmara Region Earthquake Data With Artificial Neural Networks Analysis". *ISPEC 7th International Conference on Medical &Health Sciences*. Ordu, Türkiye, 69-80.
2. Gürler, Ü. ve Sağlam, V. (2024). "Markov Zincirleri Yöntemiyle Marmara Bölgesindeki Depremlerin Tekrarlanma Yıllarının Tahmini". *Fen Bilimleri ve Matematik Alanında Güncel Çalışmalar*. Ankara, Platanus Yayınevi, 13-25.

EKLER

Ek 1: 1956-2022 Tarihlerinde (39.500-41.500) Kuzey- (26.000-32.500) Doğu Koordinatları Arasındaki Magnitüdü $M \geq 4,0$ Deprem Verileri ve durumlara göre sınıflandırılmalar

Tarih	Saat	Enlem	Boylam	Derinlik	Magnitüd	Durumlar
6.01.1956	12:15:44.60	40,39	26,29	10	5,6	3
6.01.1956	14:52:59.10	41	30,2	10	5,2	2
20.02.1956	20:31:43.80	39,89	30,49	40	6,4	4
23.02.1956	06:04:36.90	39,76	30,17	60	5,4	3
14.07.1956	19:01:07.20	40,32	30,9	40	4,8	2
18.07.1956	09:46:52.50	39,96	27,3	60	4,7	2
28.08.1956	01:29:51.40	41,08	29,93	80	4,8	2
30.08.1956	00:15:00.00	41	30,2	5	4,4	1
26.05.1957	06:33:35.10	40,67	31	10	7,1	5
26.05.1957	08:54:51.20	40,6	30,74	40	5,5	3
26.05.1957	09:13:59.50	41,34	30,7	100	5,3	2
26.05.1957	09:16:40.70	41,42	31,09	10	5,2	2
26.05.1957	09:36:38.60	40,76	30,81	10	5,9	3
27.05.1957	06:20:37.40	41,14	31,19	80	4,5	1
27.05.1957	07:05:14.80	40,84	31,17	80	4,9	2
27.05.1957	08:24:24.80	41,13	30,65	70	4,8	2
27.05.1957	11:01:34.90	40,73	30,95	50	5,8	3
28.05.1957	00:09:53.70	40,58	30,53	50	4,9	2
28.05.1957	05:33:43.80	40,57	31,02	40	4,9	2
29.05.1957	08:47:52.50	40,72	31,04	20	4,9	2
29.05.1957	10:17:48.20	40,83	30,77	20	5,2	2
30.05.1957	13:07:56.90	40,62	31,78	10	4,5	1
30.05.1957	14:29:51.50	40,65	31,24	10	4,5	1
1.06.1957	05:26:59.60	40,75	30,86	50	5,3	2
1.06.1957	21:08:20.40	40,68	30,84	40	4,9	2
2.06.1957	01:12:00.90	40,71	30,78	10	4,9	2
24.10.1957	02:33:14.80	40,06	29,75	10	4,9	2
26.12.1957	15:01:44.70	40,83	29,72	10	5,4	3
23.11.1958	13:07:38.20	40,49	30,69	10	4,6	1
2.04.1959	04:34:28.80	40,5	29,41	20	4,8	2
26.07.1959	17:07:06.20	40,91	27,54	10	5,5	3
6.08.1959	12:08:00.00	40,4	29,2	10	4,4	1
6.03.1960	20:37:06.00	41,3	26,5	22	4,4	1
9.03.1960	08:35:00.00	40,5	26,5	10	4,4	1
23.03.1961	00:44:11.80	39,82	30,19	10	5,3	2
28.11.1961	08:58:46.60	39,99	26,1	80	5,4	3
19.04.1962	08:22:18.60	40,75	28,84	10	4,6	1
14.09.1962	00:33:26.40	39,57	28,17	40	4,7	2
29.03.1963	03:09:17.80	40,29	26,15	50	5,3	2
18.09.1963	16:58:14.80	40,77	29,12	40	6,3	4
24.09.1963	02:10:44.40	40,84	28,9	10	4,9	2
18.04.1964	21:52:54.00	41,1	29	33	4,3	1

6.10.1964	14:29:57.90	40,24	28,16	23	5,7	3
6.10.1964	14:31:23.00	40,3	28,23	34	7	5
7.10.1964	23:07:05.30	40,19	28,36	31	4,5	1
19.10.1964	14:06:50.00	40,5	29	10	4,2	1
20.10.1964	08:47:56.00	40	28,6	10	5,1	2
20.11.1964	06:59:18.70	40,2	28,06	56	4,5	1
13.12.1964	14:09:02.00	40,7	31	10	4,5	1
15.12.1964	21:03:15.70	40,02	28,79	26	4,8	2
21.12.1964	00:50:01.00	40,5	27,5	10	4,7	2
23.08.1965	14:08:58.60	40,51	26,17	33	5,6	3
23.08.1965	23:43:52.00	40,2	26,2	10	4,7	2
24.08.1965	23:57:35.40	40,39	26,2	18	4,5	1
2.09.1965	05:29:02.70	39,7	27,1	10	4,4	1
8.09.1965	04:26:03.50	40,2	26,2	10	4,4	1
9.09.1965	00:03:04.20	40,2	26,2	10	4,6	1
4.10.1965	12:54:05.50	39,6	26,5	10	4,4	1
21.08.1966	01:30:43.50	40,33	27,4	12	5,1	2
30.12.1966	01:57:09.00	40,74	30,74	31	4,5	1
12.02.1967	23:23:55.00	40,14	28,1	36	4,3	1
4.04.1967	03:47:17.00	40,32	26,2	32	4,7	2
7.04.1967	17:40:07.00	40	31	10	4,5	1
9.05.1967	04:05:13.00	39,61	27,15	37	4,7	2
1.06.1967	11:31:36.30	40,93	28,9	10	4,3	1
22.07.1967	16:56:58.00	40,67	30,69	33	6,8	5
22.07.1967	17:14:10.00	40,7	30,8	6	5,5	3
22.07.1967	17:18:54.00	40,7	30,8	10	4,5	1
22.07.1967	17:30:07.30	40,73	30,53	10	5,1	2
22.07.1967	17:48:06.50	40,66	30,62	26	5,2	2
22.07.1967	18:08:54.00	40,7	30,8	10	4,8	2
22.07.1967	18:09:55.40	40,72	30,51	35	5,4	3
22.07.1967	18:14:00.00	40,7	30,8	10	4,5	1
22.07.1967	19:47:30.50	41,07	30,59	59	4,9	2
22.07.1967	20:35:40.00	40,79	30,42	4	5	2
22.07.1967	21:21:41.30	41	30,45	49	4,9	2
22.07.1967	21:27:41.30	41	30,45	49	4,8	2
22.07.1967	22:08:35.00	40,8	30,52	40	4,6	1
22.07.1967	23:41:59.80	40,64	30,53	30	4,9	2
23.07.1967	02:25:37.40	40,7	30,57	33	4,2	1
23.07.1967	04:03:39.60	40,61	30,35	21	4,8	2
23.07.1967	04:48:55.00	40,63	30,36	33	4,9	2
23.07.1967	07:42:23.00	40,74	30,36	11	4,5	1
23.07.1967	09:39:28.60	40,98	30	33	4,4	1
23.07.1967	10:03:08.00	40,4	30,3	33	4,3	1
23.07.1967	15:57:09.00	40,63	30,59	23	4,7	2
23.07.1967	23:19:14.00	40,61	30,63	15	4,6	1
24.07.1967	03:40:21.40	40,64	30,52	4	4,4	1
24.07.1967	08:07:33.40	40,58	30,7	10	4,4	1
25.07.1967	11:22:36.00	40,7	30,8	10	4,4	1

26.07.1967	05:59:06.00	40,7	30,8	10	4,3	1
26.07.1967	09:16:06.00	40,61	30,67	21	4,6	1
30.07.1967	01:19:31.00	40,71	30,58	23	4,9	2
30.07.1967	01:31:01.80	40,72	30,52	18	5,7	3
30.07.1967	01:57:18.00	40,7	30,58	7	4,5	1
30.07.1967	10:25:10.00	40,77	30,56	22	4,5	1
30.07.1967	18:58:46.00	40,75	30,46	27	4,8	2
30.07.1967	19:05:48.00	40,7	30,8	10	4,5	1
31.07.1967	07:12:05.00	40,6	27,62	4	4,5	1
1.08.1967	00:13:34.00	40,72	30,52	26	4,9	2
1.08.1967	01:05:10.00	40,4	30,4	46	4,5	1
2.08.1967	02:29:07.00	40,7	27,2	10	4,3	1
2.08.1967	15:33:23.00	40,67	30,46	30	4,5	1
3.08.1967	07:28:17.00	41	30,3	26	4,4	1
6.08.1967	14:09:33.00	41	28,8	10	4,5	1
8.08.1967	04:36:34.30	40,47	30,61	39	4,3	1
14.08.1967	01:45:56.00	40,75	30,38	23	4,5	1
14.08.1967	11:34:19.90	40,68	30,27	33	4,5	1
14.08.1967	20:09:25.00	40,74	30,37	25	4,8	2
18.08.1967	19:49:23.00	41,2	30,1	10	4,3	1
18.09.1967	23:39:34.00	40,86	30,3	33	4,5	1
31.01.1968	13:09:58.00	40,5	30,75	10	4,3	1
29.02.1968	11:46:42.00	39,5	26	33	4,8	2
18.03.1968	05:40:00.50	40,83	30,53	39	4,7	2
28.03.1968	17:12:20.00	40,5	31,34	6	4,8	2
6.05.1968	09:38:47.00	40,33	28,63	4	4,6	1
9.05.1968	04:19:37.90	40,07	29,26	10	4,3	1
28.09.1968	00:53:28.00	40,49	29,38	28	4,7	2
9.11.1968	12:38:58.00	40,15	28,35	24	4,5	1
12.02.1969	08:43:05.00	40,7	30,29	30	4,6	1
3.03.1969	00:59:10.50	40,08	27,5	6	5,8	3
5.03.1969	14:41:16.40	40,06	27,56	33	4,8	2
14.08.1969	21:51:05.30	39,52	27,87	21	5	2
24.12.1969	08:41:32.00	40,5	28,4	10	4,7	2
28.03.1970	21:12:01.00	39,5	30,3	5	5,3	2
28.03.1970	21:19:02.00	39,5	30,7	5	4,4	1
28.03.1970	21:52:01.50	39,5	31,1	5	4,4	1
29.03.1970	04:25:01.10	39,6	31,1	5	4	1
29.03.1970	07:40:04.20	39,6	31	5	4,3	1
31.03.1970	05:21:01.40	39,6	31,1	5	4,3	1
4.04.1970	03:52:26.20	39,7	30	5	4,3	1
12.04.1970	08:39:05.10	39,5	31	5	4,2	1
16.04.1970	02:38:01.00	39,6	30,9	10	4	1
19.04.1970	13:33:41.00	40	30,9	10	5,3	2
19.04.1970	13:50:05.60	39,6	30,7	5	5,3	2
19.04.1970	14:14:02.00	39,5	31	5	4,5	1
26.04.1970	13:23:01.40	39,9	28,9	5	4,1	1
11.05.1970	09:15:26.00	39,61	29,37	56	4,2	1

6.09.1970	17:39:10.00	40,2	28,5	10	4,1	1
15.09.1970	06:28:04.80	39,7	28,54	10	4	1
31.10.1970	04:36:11.40	39,92	26,16	10	4,1	1
23.02.1971	19:41:23.00	39,62	27,32	10	5,3	2
1.05.1971	13:45:27.40	40,95	27,99	13	4,9	2
23.05.1971	14:03:18.90	39,96	28,72	3	4,6	1
16.12.1971	16:42:01.60	39,52	27,78	10	4,3	1
18.12.1971	00:43:08.00	39,5	29,1	5	4,3	1
28.02.1972	02:04:35.20	40,4	29	6	4,4	1
21.06.1972	05:06:16.20	40,26	30,04	33	4,2	1
23.09.1972	03:32:49.10	39,78	28,57	5	4,3	1
10.11.1972	07:40:41.30	40,41	28,73	5	4,3	1
11.02.1973	12:57:38.60	40,42	28,33	5	4	1
11.06.1973	00:29:33.30	40,31	29,3	26	4,2	1
27.06.1973	11:50:23.00	40,72	27,49	5	4,4	1
3.07.1973	16:06:14.80	40,62	27,54	6	4,3	1
21.10.1973	22:50:30.50	40,7	32,41	5	4,1	1
22.11.1973	14:54:53.00	40,36	29,88	8	4,4	1
3.01.1974	07:39:47.90	39,74	26,82	29	4,3	1
18.01.1974	10:57:14.30	40,5	28,94	18	4,2	1
7.02.1974	08:46:52.00	39,7	26,88	37	4,3	1
7.02.1974	08:49:40.60	39,53	27,01	10	4,2	1
7.09.1974	08:33:19.20	39,67	28,61	17	4,2	1
13.09.1974	12:10:02.70	40,79	28,29	8	4,3	1
1.12.1974	11:20:12.60	39,53	26,36	10	4,5	1
30.01.1975	04:51:25.10	39,82	28,6	0	4,1	1
30.01.1975	16:26:18.60	39,87	28,64	0	4,3	1
16.03.1975	08:37:16.30	40,36	26,14	5	4,4	1
17.03.1975	02:06:39.10	40,48	26,03	2	4,5	1
17.03.1975	05:17:47.10	40,4	26,24	5	5	2
17.03.1975	05:35:17.60	40,48	26,08	18	5,9	3
19.03.1975	09:26:23.40	40,31	26,01	0	4	1
27.03.1975	05:15:07.90	40,45	26,12	15	6,7	4
27.03.1975	05:23:31.10	40,19	26,01	0	4,1	1
27.03.1975	06:15:46.00	40,41	26,23	22	4,7	2
27.03.1975	06:43:57.40	40,51	26,5	56	4	1
27.03.1975	07:51:21.40	40,32	26,27	0	4	1
27.03.1975	19:42:42.50	40,48	26,08	5	4,5	1
27.03.1975	21:16:04.70	40,42	26,24	0	4	1
28.03.1975	08:32:52.90	40,29	26,31	0	4	1
29.03.1975	02:06:05.00	40,42	26	33	5,3	2
30.03.1975	02:08:08.20	40,33	26,23	0	4	1
30.03.1975	13:03:17.60	40,57	26,36	0	4,5	1
18.04.1975	16:43:23.40	40,35	27,28	5	4	1
22.04.1975	05:03:31.00	40,28	26,2	36	4	1
7.05.1975	17:59:17.50	40,47	26,5	44	4	1
4.06.1975	02:57:05.00	41,09	32,3	0	4	1
18.08.1975	03:19:52.50	40,26	26,06	46	4,3	1

18.11.1975	04:54:28.30	40,26	27,29	7	4,1	1
2.02.1976	13:37:52.80	40,39	26,26	10	4	1
29.05.1976	22:42:08.70	40,36	28,89	6	4,4	1
9.10.1976	19:31:04.90	40,72	30,46	6	4	1
23.03.1977	11:55:54.00	39,63	28,65	23	4,5	1
18.05.1977	17:24:41.20	40,41	26,44	9	4,1	1
7.01.1978	14:55:15.10	39,78	28,68	10	4	1
16.01.1978	08:50:22.20	40,33	29,13	10	4,2	1
13.02.1978	05:31:24.50	40,14	28,74	10	4,2	1
11.05.1978	16:35:41.00	40,2	29,6	10	4,3	1
15.06.1978	00:26:45.00	40,79	27,68	28	4,6	1
3.11.1978	09:35:03.40	40,91	32,35	10	4,2	1
11.01.1979	20:50:39.10	40,3	29,26	0	4,3	1
28.06.1979	21:22:09.40	40,78	31,85	0	4,7	2
18.07.1979	13:12:23.00	39,66	28,65	7	5,2	2
8.10.1979	03:54:52.20	40,84	27,73	2	4	1
3.01.1980	13:47:15.80	40,27	30,83	0	4,2	1
20.02.1980	22:55:23.50	40,42	26,04	10	4,2	1
12.03.1981	04:06:00.60	40,8	28,09	12	4,7	2
3.05.1981	20:41:12.20	40,79	28,09	24	4,4	1
21.07.1981	09:43:37.20	40,23	28,86	1	4,6	1
22.07.1981	22:02:45.90	40,27	28,9	2	4,5	1
28.07.1981	07:17:08.90	40,47	29,21	10	4,3	1
28.08.1981	07:17:08.90	40,47	29,21	10	4,3	1
26.12.1981	17:53:35.00	40,15	28,74	0	4,9	2
30.12.1981	09:39:08.20	40,12	28,62	3	4	1
6.01.1982	02:07:56.30	40,16	27,64	4	4	1
16.04.1982	04:48:22.50	39,54	26,08	0	4,1	1
16.04.1982	08:01:29.30	40,79	29,84	0	4	1
20.05.1982	02:42:48.90	40,4	28,98	10	4,5	1
23.05.1982	16:23:07.00	40,45	29,04	4	4,2	1
23.05.1982	22:17:53.00	40,75	30,55	16	4,1	1
9.06.1982	04:13:36.60	40,14	28,89	10	4,8	2
12.07.1982	14:46:14.00	41	27,83	25	4,6	1
27.07.1982	10:23:14.60	40,38	28,95	11	4,6	1
9.09.1982	05:47:10.80	40,98	27,87	10	4,4	1
1.02.1983	13:54:11.20	40,2	28,94	3	4,9	2
28.05.1983	02:40:15.20	40,02	26,89	9	4,4	1
5.07.1983	12:01:27.00	40,33	27,21	7	5,9	3
5.07.1983	17:30:43.10	40,26	27,16	4	4,1	1
8.07.1983	02:55:01.10	40,23	27,18	17	4,2	1
21.10.1983	20:34:49.30	40,14	29,35	12	4,9	2
27.10.1983	08:40:10.00	40,16	29,3	18	4,3	1
2.11.1983	22:53:08.80	40,1	29,36	4	4,6	1
3.11.1983	18:46:17.80	40,16	29,28	14	4	1
15.11.1983	10:59:11.80	40,12	29,28	7	4,4	1
30.12.1983	04:40:50.80	40,1	29,41	7	4	1
30.01.1984	05:58:25.80	40,5	27,49	10	4,5	1

29.03.1984	00:06:01.40	39,64	27,87	12	4,6	1
31.03.1984	13:56:43.40	39,62	28,76	4	4,1	1
1.04.1984	01:17:41.00	39,56	28,76	7	4,4	1
26.05.1984	08:39:35.90	40,67	30,27	6	4	1
27.08.1984	06:32:14.10	40,74	30	27	4	1
14.11.1984	14:24:24.90	40,33	27,23	6	4,1	1
11.04.1985	13:11:45.70	40,7	29,01	6	4,2	1
27.04.1985	12:33:06.90	40,74	27,38	9	4,6	1
14.05.1985	04:52:18.50	39,71	26,09	26	4	1
4.10.1985	22:48:30.40	40,13	29,29	10	4,5	1
19.12.1985	14:34:56.50	40,2	27,26	12	4,1	1
1.02.1986	02:56:55.60	40,79	27,58	22	4,2	1
27.06.1986	18:33:36.70	40,89	28,35	5	4,1	1
12.09.1986	10:34:50.50	40,25	27,32	5	4,1	1
12.10.1986	11:13:40.00	39,66	28,97	11	4,4	1
17.10.1986	10:33:06.10	41,2	32,39	12	4,4	1
26.10.1986	04:49:29.90	40,8	28,99	10	4,6	1
30.10.1986	03:46:46.00	39,74	28,78	8	4,2	1
3.09.1987	16:24:53.20	40,46	29,24	8	4	1
27.10.1987	03:15:30.60	40,42	28,46	18	4,7	2
1.01.1988	12:21:51.10	40,14	29,23	6	4,5	1
14.01.1988	18:35:54.80	39,96	29,16	8	4,2	1
24.04.1988	20:49:33.30	40,88	28,24	11	5,1	2
4.01.1989	14:55:01.00	39,78	30,7	5	4,3	1
27.01.1989	09:48:35.70	40,43	29,15	11	4,1	1
10.05.1989	03:05:28.60	39,67	27,88	10	4,2	1
31.05.1989	23:43:24.00	39,63	27,81	8	4	1
10.02.1990	19:48:01.10	39,57	27,9	10	4	1
24.05.1990	05:49:06.40	39,98	27,48	28	4,3	1
10.06.1990	11:36:43.50	41,31	29,35	6	4	1
13.09.1990	22:05:13.20	39,54	28,53	10	4,3	1
24.10.1990	11:16:44.30	39,84	30,23	18	4,3	1
17.12.1990	06:47:30.20	40,37	31,33	10	4,3	1
7.01.1991	05:15:14.50	40,69	28,56	8	4	1
12.02.1991	09:54:58.90	40,8	28,82	10	5	2
3.03.1991	08:39:25.50	40,63	29	10	4,6	1
8.03.1991	09:23:13.00	40,85	27,91	11	4,5	1
28.05.1991	18:26:48.60	40,53	26,42	8	4,3	1
26.06.1991	11:00:36.70	39,57	27,76	12	4	1
22.03.1992	16:52:25.00	40,2	28,35	24	4,9	2
5.04.1992	00:48:02.40	40,85	27,9	26	4	1
25.05.1992	14:11:34.50	39,55	26,05	24	4	1
18.03.1993	07:19:39.50	40,38	27,98	14	4,2	1
18.03.1993	07:51:38.10	40,42	27,98	10	4,3	1
21.05.1993	09:01:17.70	39,77	28,95	15	4,2	1
21.02.1994	04:36:20.90	40,22	29,32	6	4	1
28.03.1994	16:58:59.60	40,35	29,98	9	4	1
28.05.1994	18:01:18.90	40,67	29,85	14	4	1

8.02.1995	21:24:52.70	40,83	27,83	12	4,4	1
13.04.1995	04:08:00.60	40,85	27,67	12	4,3	1
18.04.1995	05:36:03.40	40,8	27,84	13	4,2	1
19.08.1995	19:57:12.20	40,22	29,64	17	4,2	1
14.04.1996	08:31:05.60	40,8	27,45	11	4,3	1
25.08.1996	04:48:18.30	39,61	26,01	18	4,1	1
18.10.1997	09:18:53.30	39,81	28,69	17	4	1
21.10.1997	10:49:33.50	40,7	30,42	11	4,1	1
25.10.1997	00:38:41.80	40,49	26,43	10	4,1	1
28.12.1997	20:46:33.60	39,9	26,55	0	4	1
5.03.1998	01:45:08.90	39,55	27,25	7	4,4	1
5.03.1998	01:55:26.70	39,53	27,25	5	4,3	1
17.03.1999	20:27:45.30	40,26	32,14	5	4,1	1
17.08.1999	00:01:37.60	40,76	29,97	18	7,4	5
17.08.1999	03:14:01.30	40,64	30,65	15	5,5	3
17.08.1999	05:54:42.10	40,78	29,05	5	4,3	1
17.08.1999	09:02:12.00	40,77	31,11	16	5	2
17.08.1999	11:58:09.90	40,57	30,51	16	4,5	1
17.08.1999	14:32:08.20	40,73	29,39	17	4,4	1
17.08.1999	15:17:52.00	40,75	29,75	10	4,1	1
17.08.1999	17:09:15.00	40,6	30,24	11	4	1
17.08.1999	18:14:42.80	40,74	30,25	6	4	1
17.08.1999	18:35:21.90	40,38	28,71	7	4	1
17.08.1999	18:52:35.40	40,66	30,81	13	4	1
17.08.1999	20:30:41.20	40,75	29,32	16	4,3	1
17.08.1999	21:14:07.80	40,49	31,02	6	4,5	1
17.08.1999	22:12:49.20	40,69	30,6	16	4,4	1
18.08.1999	00:45:17.10	40,81	29,09	14	4,3	1
18.08.1999	01:04:26.60	40,7	30,68	5	4,3	1
18.08.1999	09:30:57.20	40,65	29,67	5	4	1
18.08.1999	13:59:34.10	40,79	29,04	9	4	1
18.08.1999	14:27:07.90	40,74	30,67	8	4	1
18.08.1999	15:34:17.30	40,77	30,58	11	4,4	1
18.08.1999	15:50:12.00	40,23	31,08	31	4	1
18.08.1999	21:15:54.70	40,74	30,65	9	4,2	1
18.08.1999	21:17:38.90	40,86	30,04	1	4	1
18.08.1999	23:17:58.00	40,67	30,65	24	4,1	1
19.08.1999	13:04:12.30	40,79	30,58	6	4,8	2
19.08.1999	14:15:58.40	40,6	29,06	12	4,5	1
19.08.1999	14:24:34.40	40,61	29,1	14	4	1
19.08.1999	15:17:44.90	40,59	29,08	11	5	2
19.08.1999	15:48:19.50	40,64	29,15	12	4,3	1
19.08.1999	18:34:56.10	40,79	30,59	1	4,3	1
20.08.1999	00:03:02.40	40,71	29,79	11	4,3	1
20.08.1999	09:28:55.70	40,59	29,12	8	4,6	1
20.08.1999	09:34:46.70	40,62	29,18	17	4,6	1
20.08.1999	10:00:19.10	40,59	30,6	7	4,4	1
20.08.1999	15:59:02.20	40,82	30,92	16	4,4	1

20.08.1999	20:12:42.50	40,59	29,05	9	4,3	1
20.08.1999	20:20:39.10	40,76	30,64	1	4,1	1
21.08.1999	10:01:25.70	40,72	29,96	8	4,1	1
21.08.1999	19:21:21.50	40,8	30,62	1	4,1	1
21.08.1999	23:34:13.10	40,68	29,21	23	4	1
22.08.1999	01:47:45.20	40,62	29,08	10	4,3	1
22.08.1999	08:23:01.90	40,66	29,38	9	4	1
22.08.1999	10:09:47.50	40,66	30,06	1	4	1
22.08.1999	14:30:59.40	40,74	30,68	5	5	2
26.08.1999	17:49:34.40	40,84	30,26	3	4,1	1
29.08.1999	10:14:55.30	40,88	31,23	7	4,8	2
29.08.1999	10:23:15.90	40,82	31,22	16	4	1
30.08.1999	03:52:44.00	40,79	30,53	4	4	1
31.08.1999	08:10:51.50	40,75	29,92	17	5,2	2
31.08.1999	08:33:23.60	40	29,96	10	4,6	1
31.08.1999	22:28:21.10	40,78	29,09	19	4,1	1
2.09.1999	14:25:15.40	40,63	30,82	5	4	1
4.09.1999	10:30:46.40	40,73	30,03	17	4,2	1
4.09.1999	18:27:43.60	40,74	30,32	12	4	1
5.09.1999	19:52:38.10	40,76	30,54	7	4,2	1
6.09.1999	06:33:26.10	40,69	29,79	12	4	1
6.09.1999	19:44:29.40	40,73	31,07	3	4	1
9.09.1999	00:42:50.20	40,85	30,77	14	4,1	1
9.09.1999	01:32:08.00	40,71	29,14	11	4,6	1
9.09.1999	08:12:02.70	40,36	26,08	33	4,5	1
9.09.1999	20:21:48.80	40,75	29,95	14	4,1	1
13.09.1999	11:55:28.70	40,77	30,1	19	5,8	3
17.09.1999	19:49:06.20	40,72	30,1	15	4,5	1
18.09.1999	00:48:24.40	40,62	29,12	9	4,3	1
19.09.1999	20:26:35.20	40,64	30,52	11	4,2	1
20.09.1999	21:28:00.00	40,69	27,58	16	5	2
29.09.1999	00:13:05.70	40,7	29,34	12	4,8	2
20.10.1999	23:08:21.10	40,79	29	10	4,4	1
7.11.1999	16:54:42.00	40,71	30,7	10	5	2
7.11.1999	17:06:05.50	40,76	30,7	10	4,3	1
11.11.1999	14:41:25.60	40,74	30,27	22	5,7	3
11.11.1999	14:55:25.40	40,88	30,3	11	4,4	1
12.11.1999	16:57:20.80	40,74	31,21	25	7,2	5
12.11.1999	17:17:00.00	40,75	31,1	10	5,2	2
12.11.1999	17:18:00.00	40,74	31,05	10	5,4	3
12.11.1999	17:23:00.00	40,76	31,16	10	5,1	2
12.11.1999	17:27:00.00	40,75	31,4	10	5,2	2
12.11.1999	17:30:00.00	40,75	31,45	10	5,2	2
12.11.1999	17:47:00.00	40,72	30,95	10	4,8	2
12.11.1999	17:52:00.00	40,76	31,22	10	4,8	2
12.11.1999	17:54:00.00	40,77	31,26	10	4,7	2
12.11.1999	17:57:00.00	40,74	31,4	10	4,8	2
12.11.1999	18:05:00.00	40,7	31,7	10	4,7	2

12.11.1999	18:14:00.00	40,75	31,36	10	5	2
12.11.1999	18:24:00.00	40,76	31,11	10	4,7	2
12.11.1999	19:00:00.00	40,75	31,09	10	4,2	1
12.11.1999	19:07:00.00	40,77	31,2	10	4,5	1
12.11.1999	19:16:00.00	40,74	31,38	10	4,7	2
12.11.1999	20:05:00.00	40,74	31	10	4,5	1
12.11.1999	20:54:00.00	40,76	31,38	10	4,5	1
12.11.1999	21:25:00.00	40,74	31,03	10	4	1
12.11.1999	21:38:00.00	40,76	31,1	10	4,4	1
12.11.1999	22:21:00.00	40,75	31,39	10	4,8	2
12.11.1999	22:38:00.00	40,76	31,3	10	4,1	1
12.11.1999	22:49:00.00	40,75	31,05	10	4,2	1
12.11.1999	23:11:00.00	40,73	31,41	10	4	1
13.11.1999	00:15:00.00	40,73	31,5	10	4,3	1
13.11.1999	00:54:00.00	40,72	31	10	4,7	2
13.11.1999	01:02:00.00	40,75	31,4	10	4,3	1
13.11.1999	01:57:00.00	40,75	31,35	10	4	1
13.11.1999	02:52:00.00	40,78	30,3	10	4,7	2
13.11.1999	02:59:00.00	40,75	31,15	10	4,2	1
13.11.1999	03:27:00.00	40,77	31,37	10	4	1
13.11.1999	03:57:00.00	40,75	31,12	10	4,2	1
13.11.1999	04:10:00.00	40,74	31,38	10	4,2	1
13.11.1999	04:21:00.00	40,75	31,33	10	4	1
13.11.1999	08:02:31.30	40,81	31,18	1	4	1
13.11.1999	08:14:35.60	40,8	31,01	8	4,2	1
13.11.1999	08:33:41.20	40,77	31,5	1	4,1	1
13.11.1999	08:36:17.80	40,75	31,23	8	4	1
13.11.1999	09:59:20.70	40,9	31,09	2	4,2	1
13.11.1999	10:10:34.40	40,82	31,57	8	4,3	1
15.11.1999	16:26:54.70	40,82	31,19	5	4,1	1
15.11.1999	22:44:43.20	40,91	30,33	7	4	1
16.11.1999	07:49:38.60	40,7	31,63	4	4	1
16.11.1999	17:51:17.00	40,79	31,6	1	4,9	2
17.11.1999	08:15:26.20	40,8	31,46	9	5	2
19.11.1999	10:27:59.70	40,87	31,01	9	4,3	1
19.11.1999	14:01:13.10	40,85	31,04	11	4,3	1
19.11.1999	19:59:07.90	40,78	30,97	9	5	2
20.11.1999	08:44:13.20	40,78	31,47	8	4,2	1
21.11.1999	13:46:14.60	40,63	26,11	20	4	1
21.11.1999	22:27:32.30	40,77	31,5	9	4,2	1
29.11.1999	10:30:45.20	40,84	31,53	9	4	1
13.12.1999	19:13:37.50	40,7	30,74	7	4,7	2
20.12.1999	03:27:19.90	40,87	31,01	8	4	1
5.01.2000	14:10:04.20	40,85	31,27	8	4,1	1
20.01.2000	10:35:58.50	40,88	31,27	6	4,2	1
9.02.2000	16:41:32.30	40,82	30,02	17	4,1	1
14.02.2000	06:56:34.60	40,98	31,78	9	4,8	2
2.04.2000	18:57:38.30	40,8	30,24	7	4,3	1

5.07.2000	23:20:36.10	40,31	26,03	0	4,1	1
7.07.2000	00:15:30.70	40,85	29,23	9	4,2	1
22.08.2000	11:40:11.30	40,27	32,12	0	4,2	1
23.08.2000	13:41:27.30	40,71	30,75	9	5	2
16.01.2001	03:33:02.20	40,9	29,07	13	4	1
14.03.2001	20:34:20.20	40,85	27,64	8	4	1
26.08.2001	00:41:12.80	40,98	31,54	6	4,6	1
28.02.2002	08:37:51.90	40,79	28,17	8	4,1	1
23.03.2002	02:36:10.60	40,81	27,84	12	4,8	2
5.05.2002	09:22:09.80	40,53	28,32	7	4,1	1
17.09.2002	12:05:30.50	40,72	30,61	6	4	1
9.03.2003	19:01:33.50	40,71	30,57	9	4	1
20.03.2003	12:25:34.60	39,97	28,74	12	4,3	1
1.04.2003	07:51:09.40	40,74	30,66	9	4,1	1
21.05.2003	08:21:50.80	40,78	30,96	14	4,5	1
9.06.2003	17:44:03.10	40,21	27,94	17	4,9	2
5.07.2003	21:58:31.20	40,4	26,19	12	4,1	1
6.07.2003	19:10:28.90	40,39	26,19	12	5,7	3
6.07.2003	20:10:14.20	40,51	26,06	8	5	2
6.07.2003	20:48:52.90	40,43	26,01	11	4,2	1
6.07.2003	22:05:49.10	40,39	26,04	10	4,2	1
13.07.2003	05:09:48.60	40,83	27,48	14	4	1
25.07.2003	07:21:32.20	40,89	31,53	8	4,3	1
2.10.2003	22:27:47.10	39,8	30,54	11	4,2	1
23.12.2003	12:23:36.90	39,88	29,24	13	4,6	1
23.12.2003	13:07:45.30	39,86	29,24	9	4	1
13.04.2004	21:47:22.60	40,75	31,64	10	4,6	1
19.04.2004	15:27:16.50	40,61	27,7	16	4,1	1
16.05.2004	03:30:48.70	40,7	29,33	10	4,3	1
31.05.2004	22:50:08.30	40,51	30,6	7	4	1
27.06.2004	15:31:47.50	40,9	26,08	7	4,5	1
13.08.2004	15:13:44.30	40,83	26,43	10	4,2	1
29.09.2004	15:42:07.70	40,79	29,02	13	4	1
4.11.2005	20:12:08.79	40,679	27,303	13	4,1	1
8.02.2006	04:07:41.42	40,7108	30,3648	8,7	4,6	1
20.10.2006	18:15:24.19	40,2617	27,985	10,9	5,2	2
24.10.2006	14:00:20.90	40,4162	28,9878	12,5	5,2	2
1.08.2007	19:03:08.13	40,7868	30,0902	5,2	4	1
29.09.2007	22:35:09.39	39,7577	27,7553	8,2	4	1
12.03.2008	18:53:31.31	40,6162	29,0072	10	4,8	2
3.06.2008	06:59:22.05	40,1632	26,9182	9,7	4	1
10.07.2008	07:49:53.92	40,0073	27,7137	13,6	4,9	2
15.07.2008	09:19:49.14	40,3702	27,4412	12,1	4,2	1
11.09.2008	23:12:42.74	39,7658	26,0303	9	4,1	1
5.10.2008	06:04:04.73	40,6307	29,0133	15,3	4,2	1
12.11.2008	11:57:34.74	40,7808	31,9237	6,2	4,1	1
11.01.2009	01:51:39.83	40,2715	32,1437	5	4	1
24.01.2009	15:58:38.96	40,7853	27,7643	16,5	4,3	1

1.04.2009	18:08:47.58	40,838	31,0565	8,9	4	1
1.08.2009	16:42:39.05	40,3678	28,2772	10	4,3	1
15.05.2010	14:08:22.17	41,1985	30,1332	5	4,2	1
12.08.2010	02:23:04.23	39,6943	27,5447	12,5	4,9	2
3.10.2010	17:49:03.05	40,8402	28,1248	11,8	4,3	1
20.01.2011	02:09:37.04	40,7042	29,7628	11,7	4,1	1
9.03.2011	07:04:03.88	40,4318	28,0598	9,4	4	1
30.03.2011	17:07:20.13	40,0483	27,831	7,9	4,3	1
11.07.2011	16:09:12.61	40,173	29,96	6,5	4,6	1
25.07.2011	17:57:20.81	40,8112	27,7382	17	5,2	2
16.08.2011	17:30:06.68	40,4348	28,8943	5,4	4	1
24.02.2012	01:00:04.56	39,6038	26,0218	7,4	4	1
23.03.2012	12:37:52.76	39,5992	26,0453	7,3	4	1
4.05.2012	05:38:13.81	40,3147	27,0005	12	4,3	1
7.06.2012	20:54:25.83	40,854	27,9235	14,9	5,1	2
4.07.2012	08:45:28.69	39,9417	27,8422	12,8	4,4	1
7.07.2012	07:07:44.89	40,8193	30,4133	6,6	4	1
25.07.2012	21:28:28.87	40,4325	26,1952	17,3	4,6	1
26.10.2012	03:37:36.17	40,4258	28,7203	8,3	4	1
6.08.2013	19:18:11.99	39,836	29,7542	7,5	4	1
17.08.2013	18:16:31.03	40,4103	29,1193	5,5	4,3	1
29.08.2013	06:20:34.87	40,3478	27,4458	14,8	4,2	1
24.11.2013	20:49:37.67	40,7848	31,8763	7,6	4,8	2
27.11.2013	04:13:37.52	40,8455	27,9187	10,8	4,7	2
7.01.2014	19:41:21.54	39,7792	26,1185	7,1	4,1	1
13.01.2014	10:51:26.52	39,7833	26,1328	7,8	4,2	1
24.05.2014	09:31:18.10	40,427	26,2398	7,2	5,1	2
24.05.2014	09:33:48.10	40,4208	26,1673	7,6	4	1
24.05.2014	09:34:16.67	40,3377	26,2567	5,4	4,1	1
24.05.2014	10:11:40.51	40,395	26,1485	9,4	4,3	1
24.05.2014	10:35:01.53	40,4278	26,1382	4,9	4,2	1
25.05.2014	11:38:38.93	40,4208	26,1515	13	4,9	2
25.05.2014	11:47:55.47	40,4123	26,0925	6,8	4,5	1
28.05.2014	03:59:51.20	40,4218	26,1343	13,2	4,5	1
3.07.2014	05:04:46.10	40,2088	27,9333	11,8	4,5	1
9.07.2014	23:45:01.98	40,4298	26,2558	15	4,3	1
16.07.2014	11:59:28.68	40,258	26,2477	12,3	4,2	1
3.08.2014	22:22:44.35	40,6075	29,1652	11,5	4,1	1
22.10.2014	17:11:05.60	40,4065	30,1147	7,5	4,5	1
16.12.2014	09:02:13.53	40,1498	27,0835	12,9	4,4	1
17.01.2015	00:42:34.72	39,877	30,3947	7	4,2	1
23.01.2015	10:19:42.12	40,0657	28,5903	5	4,5	1
2.02.2015	04:41:03.63	40,3413	26,0612	13,1	4,1	1
2.05.2015	12:45:57.19	40,8445	32,4925	1,8	4,1	1
2.07.2015	22:22:25.98	39,6805	27,847	5,5	4	1
24.07.2015	01:26:00.68	40,2427	26,3025	11,2	4,5	1
24.07.2015	02:39:42.40	40,2435	26,2873	11,9	4,9	2
24.07.2015	06:54:10.07	40,2513	26,3053	10,7	4,6	1

18.09.2015	22:30:28.28	39,8122	30,4488	8,7	4	1
26.10.2015	20:07:59.75	39,7903	26,2667	6,7	4,6	1
28.10.2015	16:20:02.02	40,822	27,7642	14,3	4,5	1
16.11.2015	15:45:43.48	40,8315	28,7535	12,6	4,2	1
1.01.2016	09:11:14.14	40,0663	30,5187	5	4,2	1
7.06.2016	04:09:45.65	40,2652	29,1523	15,8	4,6	1
25.06.2016	05:40:11.91	40,7068	29,2122	9,3	4,5	1
17.07.2016	08:55:41.35	40,7032	29,166	11,4	4,1	1
24.10.2016	21:04:47.04	39,7947	28,6662	8	4,1	1
14.01.2017	22:38:59.39	39,5455	26,1235	10,6	4,8	2
15.01.2017	04:03:19.53	39,5482	26,13	11,6	4,3	1
30.01.2017	06:56:16.70	39,596	26,4243	8,3	4,1	1
6.02.2017	03:51:39.80	39,5453	26,1087	11	5,4	3
6.02.2017	04:17:28.74	39,5413	26,1015	11,7	4,2	1
6.02.2017	10:58:01.23	39,5248	26,0997	13,9	5,3	2
6.02.2017	11:45:00.87	39,5313	26,0938	12,6	4,5	1
6.02.2017	20:22:04.90	39,559	26,0822	8,5	4	1
7.02.2017	02:24:02.90	39,5235	26,1242	12,7	5,3	2
7.02.2017	05:15:50.57	39,5253	26,147	11,6	4,3	1
7.02.2017	05:17:08.17	39,5365	26,1643	5,4	4,5	1
7.02.2017	21:00:53.67	39,5307	26,1503	11,4	4,3	1
7.02.2017	21:34:59.11	39,5352	26,1443	8,7	4,2	1
7.02.2017	22:53:28.92	39,5177	26,066	15,6	4,3	1
8.02.2017	01:38:03.23	39,531	26,1428	10,4	4,6	1
8.02.2017	02:16:13.61	39,5358	26,1395	10,6	4,1	1
9.02.2017	10:13:10.20	39,5422	26,0665	11,7	4,2	1
10.02.2017	08:55:25.26	39,5182	26,1488	11,3	4,8	2
11.02.2017	22:01:13.57	39,5555	26,1283	9,2	4	1
12.02.2017	12:14:49.16	39,5463	26,0593	10,5	4	1
16.02.2017	00:18:59.87	39,5205	26,0547	13,7	4,5	1
23.02.2017	01:55:13.66	39,561	26,094	7,9	4,3	1
8.03.2017	20:09:58.28	39,9755	27,66	7,5	4	1
20.03.2017	07:00:17.92	39,5477	26,113	4,3	4,2	1
24.03.2017	15:19:05.71	39,549	26,0973	11,7	4,3	1
22.07.2017	22:12:32.21	40,0182	27,1407	13,2	4,3	1
31.12.2017	20:12:02.32	40,5658	27,867	12,6	4,1	1
14.01.2018	11:56:17.80	39,5605	26,0097	7	4	1
7.04.2018	21:16:31.33	40,8617	31,6603	6	4,9	2
3.05.2018	02:04:33.41	39,9797	26,9243	12,7	4,5	1
30.11.2018	02:36:34.63	40,5985	28,9668	12,1	4,3	1
17.12.2018	14:40:55.05	39,5243	26,1807	7,4	4,1	1
20.12.2018	06:34:24.40	40,5995	28,9773	7,3	4,6	1
5.01.2019	04:20:14.30	40,4447	28,3713	10,4	4,1	1
15.02.2019	16:14:27.29	40,7818	27,9382	20,2	4,1	1
19.02.2019	19:48:42.72	40,3833	27,1537	11,6	4	1
19.02.2019	21:33:54.96	40,3862	27,1572	11,5	4,1	1
20.02.2019	18:23:27.94	39,6173	26,4088	8,2	5,4	3
4.03.2019	21:07:27.56	40,45	28,4655	13,8	4,2	1

12.04.2019	13:03:47.54	40,6902	30,6148	12	4	1
25.05.2019	12:13:35.04	40,5673	27,1237	16	4,2	1
2.06.2019	13:08:47.22	40,7608	30,7768	9,4	4,4	1
17.06.2019	04:47:30.13	39,6678	26,4735	12,1	4,1	1
31.07.2019	11:34:35.62	39,8097	27,2312	9,9	4,1	1
24.09.2019	08:00:21.42	40,8745	28,212	9,9	4,7	2
26.09.2019	10:59:24.55	40,8802	28,216	13,3	5,7	3
26.09.2019	11:26:38.18	40,8758	28,2943	15,1	4,4	1
26.09.2019	20:20:18.53	40,8677	28,2318	9,5	4,2	1
27.09.2019	13:35:47.38	40,425	26,112	12	4,1	1
10.10.2019	16:52:03.30	40,6953	29,2597	10,3	4,1	1
11.01.2020	13:37:36.74	40,8613	28,2268	14,4	4,9	2
8.03.2020	04:21:04.74	40,7057	29,262	5,1	4	1
24.07.2020	02:19:15.32	39,887	30,4707	1,8	4,1	1
8.09.2020	21:57:23.45	40,7013	27,4195	13,6	4,6	1
24.09.2020	13:38:31.20	40,8132	28,144	13,7	4,3	1
11.12.2020	14:37:49.33	39,9973	28,2088	10,2	4,1	1
5.05.2021	06:42:11.62	40,3698	27,3967	13,4	4,2	1
19.06.2021	12:07:52.69	40,95	29,2133	14,6	4	1
17.11.2021	12:40:15.86	40,8413	31,031	7,4	5,2	2
17.11.2021	12:57:18.89	40,8103	31,0257	6	4,3	1
22.01.2022	19:31:42.50	39,5748	28,8363	5	4,9	2
6.02.2022	12:07:52.72	40,4502	28,9882	7,7	4,1	1
20.02.2022	20:20:10.99	40,728	27,4025	12,9	4,3	1
22.03.2022	04:22:09.85	40,0823	28,628	4,8	4	1
22.03.2022	14:10:55.48	40,0672	28,6335	6,2	4,2	1
3.06.2022	22:13:29.50	39,8193	27,9417	11,2	4,3	1
3.06.2022	22:58:57.75	39,8198	27,9482	10,5	4,8	2
20.07.2022	19:49:40.14	40,829	31,3458	6,7	4,3	1
21.07.2022	15:44:23.40	40,1518	27,4163	8,8	4,7	2
26.10.2022	10:27:42.94	39,5495	28,2042	8,2	4,3	1
23.11.2022	01:08:14.45	40,831	30,9977	8,3	6,1	4
23.11.2022	03:50:57.24	40,8182	30,9207	5	4,4	1
27.11.2022	03:57:45.39	40,8498	31,0365	17,5	4,5	1
3.12.2022	04:59:20.20	40,8267	30,9423	5,7	4,1	1
13.12.2022	03:21:17.09	40,369	27,1058	12	4,4	1

Ek 2: 1956-2022 Tarihlerinde (39.500-41.500) Kuzey- (26.000-32.500) Doğu Koordinatları Arasındaki Magnitüdü $M \geq 4,0$ Deprem Verilerinin Yıllar itibarıyla Ortalama Magnitüdüleri ve Toplam Deprem Sayıları

Yıllar	Ortalama	Toplam D.S
1956	5,1625	8
1957	5,165	20
1958	4,6	1
1959	4,9	3
1960	4,4	2
1961	5,35	2
1962	4,65	2
1963	5,5	3
1964	4,93	10
1965	4,66	7
1966	4,8	2
1967	4,69	51
1968	4,59	8
1969	4,98	5
1970	4,4	17
1971	4,68	5
1972	4,3	4
1973	4,23	6
1974	4,29	7
1975	4,43	24
1976	4,13	3
1977	4,3	2
1978	4,25	6
1979	4,55	4
1980	4,2	2
1981	4,46	8
1982	4,33	10
1983	4,52	11
1984	4,24	7
1985	4,28	5
1986	4,29	7
1987	4,35	2
1988	4,6	3
1989	4,15	4
1990	4,2	6
1991	4,4	6
1992	4,3	3
1993	4,23	3
1994	4	3
1995	4,28	4
1996	4,2	2
1997	4,05	4
1998	4,35	2

1999	4,45	127
2000	4,33	9
2001	4,2	3
2002	4,25	4
2003	4,41	15
2004	4,24	7
2005	4,1	1
2006	5	3
2007	4	2
2008	4,33	7
2009	4,15	4
2010	4,47	3
2011	4,37	6
2012	4,3	8
2013	4,4	5
2014	4,37	16
2015	4,35	12
2016	4,3	5
2017	4,4	27
2018	4,4	6
2019	4,35	17
2020	4,33	6
2021	4,43	4
2022	4,49	15

Ek 3: 5*5 lik geiş matrisinin Matlab kodu

% Deprem verileri (örnek veri)

clear all;

close all;

clc;

load('veri.mat');

altsinir=4;

esikAlt = 4.7;

esikUst1 = 5.4;

esikUst2 = 6.1;

esikUst3 = 6.8;

ustsinir = 7.5;

yeni_dizi = zeros(size(veri(:,1)));

% Belirli durumları kontrol et ve uygun deęerleri atayın

```

yeni_dizi(veri(:,5) >= altsinir & veri(:,5) < esikAlt) = 1; % Eşik değeri ile üstü
yeni_dizi(veri(:,5) >= esikAlt & veri(:,5) < esikUst1) = 2; % Eşik değeri ile üstü
yeni_dizi(veri(:,5) >= esikUst1 & veri(:,5) < esikUst2) = 3; % Eşik değeri ile üstü
yeni_dizi(veri(:,5) >= esikUst2 & veri(:,5) < esikUst3) = 4; % Eşik değeri ile üstü
yeni_dizi(veri(:,5) >= esikUst3 & veri(:,5) < ustsinir) = 5; % Eşik değeri ile üstü
c1=veri(:,1);

```

```

gecisMatrisi=[0 0 0 0 0; 0 0 0 0 0; 0 0 0 0 0; 0 0 0 0 0; 0 0 0 0 0]

```

```

for i=1:1:size(c1)-1

```

```

    gecisMatrisi(yeni_dizi(i),yeni_dizi(i+1)) =
    gecisMatrisi(yeni_dizi(i),yeni_dizi(i+1)) + 1;

```

```

end

```

```

gecisMatrisi

```

```

gecisMatrisi(1,:) = gecisMatrisi(1,+)/sum(gecisMatrisi(1,:));

```

```

gecisMatrisi(2,:) = gecisMatrisi(2,+)/sum(gecisMatrisi(2,:));

```

```

gecisMatrisi(3,:) = gecisMatrisi(3,+)/sum(gecisMatrisi(3,:));

```

```

gecisMatrisi(4,:) = gecisMatrisi(4,+)/sum(gecisMatrisi(4,:));

```

```

gecisMatrisi(5,:) = gecisMatrisi(5,+)/sum(gecisMatrisi(5,:));

```

```

gecisMatrisi

```

```

gecisMatrisi(:,5)=[1; 1; 1; 1; 1]

```

```

gecisMatrisi(5,:)=[0 0 0 0 0]

```

```

A = sym('pi', [1 5])

```

```

% A*gecisMatrisi

```

```

A(5)=1

```

```

linsolve(gecisMatrisi,A')

```

Ek 4: Gelişler poisson sürecine uyarsa gelişler arası sürelerin üstel dağılıma uyduğunu gösteren olasılık yoğunluk fonksiyonu grafiğinin Matlab kodu

```

clear all; close all;

```

```

% Deprem verilerini bir CSV dosyasından oku (zaman damgası sütunu
'DepremZamanı' olarak varsayılmıştır)

```

```

load('veri.mat');

```

```

% Zaman damgalarını datetime formatına dönüştür

deprem_zamanlari = veri(:,1);

inter_arrival_times = diff(deprem_zamanlari); % Zaman farklarını al (gün
cinsinden)

% Ortalama deprem gerçekleşme hızı (lambda)

lambda_rate = 1 / mean(inter_arrival_times); % Ortalama geliş süresinin tersini
olarak lambda'yı bul

% Histogram çizimi

figure;

histogram(inter_arrival_times, 'Normalization', 'pdf');

hold on;

% Üstel dağılımın teorik PDF'ini hesapla ve çiz
t = linspace(0, max(inter_arrival_times), 1000); % Zaman aralıkları
pdf = lambda_rate * exp(-lambda_rate * t); % Üstel dağılım PDF'i
plot(t, pdf, 'r-', 'LineWidth', 2); % PDF eğrisini çiz

% Grafiği biçimlendir
xlabel('Depremler Arası Süre (gün)');
ylabel('Olasılık Yoğunluğu');

title('Üstel Dağılıma Uyan Depremler Arası Süre');
legend('Simülasyon Histogramı', 'Teorik Üstel PDF');

figure;

histogram(inter_arrival_times, 'Normalization', 'pdf', 'NumBins', 100);

hold on;

% Üstel dağılımın teorik PDF'ini hesapla ve çiz
t = linspace(0, max(inter_arrival_times), 1000); % Zaman aralıkları
pdf = lambda_rate * exp(-lambda_rate * t); % Üstel dağılım PDF'i
plot(t, pdf, 'r-', 'LineWidth', 2); % PDF eğrisini çiz

% Grafiği biçimlendir
xlabel('Depremler Arası Süre (gün)');
ylabel('Olasılık Yoğunluğu');

```

```

title('Üstel Dağılıma Uyan Depremler Arası Süre');
legend('Simülasyon Histogramı', 'Teorik Üstel PDF');
Ek 5: Depremlerin Weibull Dağılımı ile Modellenmesinin Matlab kodu

clear all; close all;

% Deprem verilerinizi yükleyin (örneğin bir CSV dosyasından)
% Veriler: Zaman, Enlem, Boylam, Derinlik, Magnitüd (büyüklük)
load("veri.mat")

% Deprem büyüklüklerini çekiyoruz
magnitudes = veri(:,5); % Bu sütun ismi csv dosyanıza göre değişebilir

% Weibull parametrelerini tahmin etmek için büyüklük verilerini kullanıyoruz
pd = fitdist(magnitudes, 'Weibull');

% Parametreleri alıyoruz
shape = pd.A; % Şekil parametresi (A)
scale = pd.B; % Ölçek parametresi (B)

% Weibull dağılımının tahmini ile histogram çizimi
figure;

histogram(magnitudes, 'Normalization', 'pdf'); % Verilerin histogramı
hold on;

% Weibull dağılımının PDF'sini çizdiriyoruz
x = min(magnitudes):0.1:max(magnitudes);
pdf_values = pdf(pd, x);

plot(x, pdf_values, 'r', 'LineWidth', 2); % Weibull dağılımının PDF'si
title('Deprem Büyüklükleri için Weibull Dağılımı');
xlabel('Şiddet');
ylabel('Yoğunluk (PDF)');
legend('Veri Histogramı', 'Weibull Dağılımı');
hold off;

% Deprem büyüklükleri için 100 yıllık geri dönüş periyodunu hesaplama (örneğin)
return_period = 1:1:100 % Yıllık

```

```

lambda = 1./return_period; % Yıllık frekans

threshold = icdf(pd, 1 - lambda)' % Weibull dağılımına göre geri dönüş büyüklüğü

fprintf('100 yıllık geri dönüş büyüklüğü: %.2f\n', threshold);

plot(return_period,threshold,"b*-");

eksenleri yaz x eksenı yıl y eksenı M

Ek 6: Deprem Verilerinin Gumbel Dağılımı ile Modellenmesinin Matlab kodu

clear all; close all;

% Deprem verilerinizi yükleyin (örneğin bir CSV dosyasından)

% Veriler: Zaman, Enlem, Boylam, Derinlik, Magnitüd (büyüklük)

load('veri.mat');

% Deprem büyüklüklerini çekiyoruz

magnitudes = veri(:,5) ; % Bu sütun ismi csv dosyanıza göre değişebilir

% Gumbel parametrelerini tahmin etmek için büyüklük verilerini kullanıyoruz

% MATLAB'te Gumbel dağılımı, Ekstrem Değer Dağılımı (Extreme Value Distribution) olarak bilinir

pd = fitdist(magnitudes, 'ExtremeValue');

% Parametreleri alıyoruz

mu = pd.mu; % Konum parametresi

sigma = pd.sigma; % Ölçek parametresi

% Gumbel dağılımının tahmini ile histogram çizimi

figure;

histogram(magnitudes, 'Normalization', 'pdf'); % Verilerin histogramı

hold on;

% Gumbel dağılımının PDF'sini çizdiriyoruz

x = min(magnitudes):0.1:max(magnitudes);

pdf_values = pdf(pd, x);

plot(x, pdf_values, 'r', 'LineWidth', 2); % Gumbel dağılımının PDF'si

title('Deprem Büyüklükleri için Gumbel Dağılımı');

xlabel('Şiddet');

ylabel('Yoğunluk (PDF)');

```

```

legend('Veri Histogramı', 'Gumbel Dağılımı');
hold off;
% Deprem büyüklükleri için 100 yıllık geri dönüş periyodunu hesaplama (örneğin)
return_period = 1:1:100; % Yıllık
lambda = 1./return_period; % Yıllık frekans
threshold = icdf(pd, 1 - lambda); % Gumbel dağılımına göre geri dönüş büyüklüğü
plot(return_period,threshold,'b*-');
xlabel('Yıl');
ylabel('Deprem Şiddeti');
title('Gumbel Dağılımı Olasılık Yoğunluğu');
legend('Gumbel Dağılımı Olasılık Yoğunluğu','Location','southeast');

```

Ek 7: Deprem Verilerinin Yenileme Süreçleri İle Modellenmesinin Matlab kodu

```

clear all; close all;
% Deprem verilerini yükleme (örneğin bir CSV dosyasından)
% Veriler: Zaman, Enlem, Boylam, Derinlik, Magnitüd (büyüklük)
load('veri.mat');
% Zaman damgasını datetime formatına çeviriyoruz (CSV'de zaman varsa)
time_stamps = veri(:,1)/3600; % Bu sütun ismi csv dosyanıza göre değişebilir
% İki deprem arasındaki zaman farklarını hesaplıyoruz
time_diffs = diff(time_stamps); % Zaman farkları (duration türünde)
time_diffs_days = days(time_diffs); % Zaman farklarını gün cinsine çevirme (sayısal değer)
% Histogram çizimi (Zaman farklarının sayısal verilerle çizimi)
figure;
subplot(3,1,1);
histogram(time_diffs, 'Normalization', 'pdf', 'NumBins', 1000); % Artık sayısal veri kullanıyoruz
xlabel('Gün');
ylabel('Olasılık Yoğunluğu');
title('Deprem Olayları Arası Zaman Farklarının Dağılımı');

```

```

legend('Veri Histogramı');

xlim([0,10000]);

% Zaman farklarına uygun bir dağılım modelleme (Örneğin, Exponential veya Weibull)

% Burada Weibull dağılımı kullanıyoruz

pd = fitdist(time_diffs, 'Weibull');

% Weibull parametreleri

shape = pd.A; % Şekil parametresi (A)

scale = pd.B; % Ölçek parametresi (B)

% Zaman farkları için Weibull dağılımının PDF'sini çizdirme

%hold on;

subplot(3,1,2);

x = min(time_diffs):1:max(time_diffs);

pdf_values = pdf(pd, x);

plot(x, pdf_values, 'r', 'LineWidth', 2); % Weibull PDF'si

xlabel('Gün');

ylabel('Olasılık Yoğunluğu');

title('Deprem Olayları Arası Zaman Farklarının Dağılımı');

legend('Weibull Dağılımı');

xlim([0,10000]);

%hold off;

subplot(3,1,3);

x = min(time_diffs):0.01:max(time_diffs);

pdf_values = pdf(pd, x);

plot(x, pdf_values, 'r', 'LineWidth', 2); % Weibull PDF'si

xlabel('Gün');

ylabel('Olasılık Yoğunluğu');

title('Deprem Olayları Arası Zaman Farklarının Dağılımı');

legend('Weibull Dağılımı');

xlim([0,2]);

```

```

%hold off;

% Ortalama bekleme süresini hesaplama (örneğin, bir sonraki depreme kadar geçen
ortalama süre)

mean_time_diff = mean(time_diffs);

fprintf('Bir sonraki deprem için ortalama bekleme süresi: %.2f gün\n',
mean_time_diff);

% 100 yıllık geri dönüş periyodu gibi bir analizi zaman farklarına da uygulayabiliriz
return_period = 1:365:36500; % Gün olarak 100 yıllık

lambda = 1./return_period; % Yıllık frekans

threshold = icdf(pd, 1 - lambda); % Weibull dağılımına göre geri dönüş zamanı

figure;

plot(return_period,threshold,"b*-");

xlabel("Gün");

ylabel("Depremler arası zaman farkı");

title("Yenileme Süreçleri Deprem Zaman Aralığı Yoğunluğu");

legend("Yenileme Sürecinde Olasılık Yoğunluk",'Location','southeast');

```

Ek 8: YSA’da derin öğrenme olmadan eğitim modelinin Matlab kodu

```

% Verilerinizi yükleyin veya oluşturun. X girdi verilerinizi, Y çıktı verilerinizi
içermelidir.

% Örnek: X = girdi_verileri; Y = cikti_verileri;

% Verileri rastgele karıştırın

rand_indices = randperm(length(X));

X_shuffled = X(rand_indices, :);

Y_shuffled = Y(rand_indices, :);

% Eğitim ve doğrulama verilerini bölelim (0.8 oranında eğitim, 0.2 oranında
doğrulama)

split_ratio = 0.8;

split_idx = round(split_ratio * length(X_shuffled));

X_train = X_shuffled(1:split_idx, :);

Y_train = Y_shuffled(1:split_idx, :);

X_val = X_shuffled(split_idx + 1:end, :);

```

```

Y_val = Y_shuffled(split_idx + 1:end, :);
% Yapay sinir ağı (YSA) oluşturun ve eğitin
hidden_units = 10; % Gizli katmandaki nöron sayısı
learning_rate = 0.01;
net = feedforwardnet(hidden_units);
net = configure(net, X_train', Y_train');
net.trainParam.lr = learning_rate;
% Eğitim parametrelerini ayarlayın
net.trainParam.epochs = 100; % Eğitim döngüsü sayısı
net.trainParam.goal = 1e-6; % Eğitim hatası hedefi
% YSA'yi eğitin
net = train(net, X_train', Y_train');
% Eğitim sonucunu doğrulama verisi üzerinde değerlendirin
Y_val_pred = net(X_val');
mse = mean((Y_val_pred - Y_val').^2); % Ortalama kare hata (MSE) hesaplama
% Sonuçları görüntüle
disp(['Doğrulama Verisi MSE: ' num2str(mse)]);
% Eğitilmiş YSA'yı kullanarak tahminler yapabilirsiniz
% Örnek: Y_test_pred = net(X_test');

```

Ek 9: Eğitim ve test kümesinin gerçek değerlere ve tahminlere ilişkin LSTM nin Matlab kodu

```

% Veriyi yükleyin (veri.mat dosyasını kendi veri dosyanızla değiştirin)
load('veri.mat');
% Verileri ve hedef çıktıları ayırın
X = veri(:, 1:4);
Y = veri(:, 5);
% Verileri ölçeklendirin
X_olcekli = zscore(X); % Z-score ile ölçeklendirme
% Verileri rastgele karıştırın

```

```

veri_sayisi = size(X, 1);
indeksler = randperm(veri_sayisi);
X_olcekli = X_olcekli(indeksler, :);
Y = Y(indeksler);
% Veriyi eğitim ve test kümelerine bölmek için oranı belirtin
egitim_orani = 0.8; % Örneğin, verilerin %80'i eğitim, %20'si test için kullanılır
% Veriyi eğitim ve test kümelerine bölün
egitim_boyutu = round(egitim_orani * veri_sayisi);
X_egitim = X_olcekli(1:egitim_boyutu, :);
Y_egitim = Y(1:egitim_boyutu);
X_test = X_olcekli(egitim_boyutu+1:end, :);
Y_test = Y(egitim_boyutu+1:end);
% Dropout oranı
dropoutOrani = 0.5; % Örneğin, %50 dropout
% LSTM ağı oluşturun
numHiddenUnits = 30; % Örneğin, 50 birimli bir LSTM katmanı
layers = [
    sequenceInputLayer(4)
    lstmLayer(numHiddenUnits, 'OutputMode', 'sequence')
    dropoutLayer(dropoutOrani) % Dropout katmanını ekleyin
    fullyConnectedLayer(1)
    regressionLayer
];
% Eğitim seçeneklerini ayarlayın
options = trainingOptions('adam', ...
    'MaxEpochs', 1000, ...
    'MiniBatchSize', 32, ...
    'InitialLearnRate', 0.03, ...
    'Shuffle', 'every-epoch', ...

```

```

    'Plots', 'training-progress', ...
    'Verbose', 1);
% LSTM modelini eğitin
egitilmis_model = trainNetwork(X_egitim, Y_egitim, layers, options);
% Eğitim kümesi için tahminler yapın
Y_egitim_tahmin = predict(egitilmis_model, X_egitim);
% Test kümesi için tahminler yapın
Y_test_tahmin = predict(egitilmis_model, X_test);
% Eğitim kümesi ve test kümesi için gerçek ve tahmin edilen değerleri görselleştirin
figure;
subplot(2, 1, 1);
plot(Y_egitim, 'b', 'DisplayName', 'Gerçek Değerler');
hold on;
plot(Y_egitim_tahmin, 'r', 'DisplayName', 'Tahminler');
xlabel('Örnekler');
ylabel('Deprem Şiddeti');
legend('Location', 'best');
title('Eğitim Kümesi - Gerçek Değerler ve Tahminler');
grid on;
subplot(2, 1, 2);
plot(Y_test, 'b', 'DisplayName', 'Gerçek Değerler');
hold on;
plot(Y_test_tahmin, 'r', 'DisplayName', 'Tahminler');
xlabel('Örnekler');
ylabel('Deprem Şiddeti');
legend('Location', 'best');
title('Test Kümesi - Gerçek Değerler ve Tahminler');
grid on;
% Performansı değerlendirin (örneğin, MSE hesaplamak için)

```

```

mse_egitim = mean((Y_egitim - Y_egitim_tahmin).^2);
mse_test = mean((Y_test - Y_test_tahmin).^2);
disp(['Eğitim Kümesi Ortalama Kare Hata (MSE): ' num2str(mse_egitim)]);
disp(['Test Kümesi Ortalama Kare Hata (MSE): ' num2str(mse_test)]);

```

Ek 10: Depremlerin derinliklerine ve toplam deprem sayılarına göre üç boyutlu grafiklerinin Matlab kodu

```

% dosy6adan verileri al
dosyaYolu = 'deneme.txt';

% Tablo oluşturma
veriTablosu = readtable(dosyaYolu, 'Delimiter', '\t');
veriTablosu=table2array(veriTablosu);
ymin = min(veriTablosu(:,1))
ymax = max(veriTablosu(:,1))
xmin = min(veriTablosu(:,2))
xmax = max(veriTablosu(:,2))
stepsayisi = 1000;
x = linspace(xmin, xmax, stepsayisi);
y = linspace(ymin, ymax, stepsayisi);
[X, Y] = meshgrid(x, y)
a=size(veriTablosu(:,1))
a(1)
for i=1:stepsayisi
    for j=1:stepsayisi
        deger = 0;
        for k = 1:a(1)
            uzunluk = ((X(i,j)-veriTablosu(k,2))^2 + ...
                (Y(i,j)-veriTablosu(k,1))^2)^0.5;
            deger = deger + veriTablosu(k,4)*5*exp(-uzunluk/(veriTablosu(k,3)*0.01));
        end
    end
end

```

```

        Z(i,j)=deger;
    end
end
%Z = sin(sqrt(X.^2 + Y.^2)) ./ (sqrt(X.^2 + Y.^2));
% Durum grafiği çizimi
fig = figure;
surf(X, Y, Z,'EdgeColor','texturemap','CDataMapping','scaled');
% Eksen etiketleri
xlabel('X');
ylabel('Y');
zlabel('Z');
title('3D Durum Grafiği');
% Renk haritası
colormap('jet');
% Renk çubuğu
colorbar;
% Grafiği görüntüleme
scatter3(veriTablosu(:,1),veriTablosu(:,2),veriTablosu(:,3))
scatter3(veriTablosu(:,1),veriTablosu(:,2),veriTablosu(:,4))
contour3(X,Y,Z)

```

Ek 11: 5*5 lik geçiş matrisinin durağan ve limit dağılımının elde edilmesine ilişkin Matlab kodu

```

clear all; close all;
% 5x5 geçiş matrisini tanımlayın
P = [0.8 0.17 0.02 0.004 0.009;
     0.58 0.31 0.09 0.02 0;
     0.63 0.33 0 0 0.04;
     0.5 0.25 0.25 0 0;
     0.2 0.2 0.6 0 0];

```

```

% Durağan dağılımı (stationary distribution) çözmek için:
% P'nin transpozunu alın ve  $(I - P^T) \times \pi = 0$  denklemini çözün
% Buna ek olarak,  $\pi$ 'nin toplamı 1 olacak şekilde normalize edilmelidir.

n = size(P,1); % Matrisin boyutu

A = [P' - eye(n); ones(1, n)]; %  $(P' - I)$  ve normalizasyon koşulunu birleştiriyoruz

b = [zeros(n,1); 1]; % Sağ taraf vektörü:  $(0, \dots, 0, 1)$ 

pi_stationary = A\b; % Durağan dağılımı elde etmek için lineer denklem çözümü

% Limit dağılımı hesaplamak için geçiş matrisinin büyük kuvvetini alın:
P_limit = P^1000; % Büyük bir kuvvet kullanılarak limit dağılımına ulaşılır
pi_limit = P_limit(1, :); % Limit durumunda her satır aynıdır, bir satır yeterli

% Sonuçları yazdır
disp('Durağan dağılım (stationary distribution):');
disp(pi_stationary);
disp('Limit dağılımı:');
disp(pi_limit);

```