

Marmara Bölgesindeki Depremlerin Derin Öğrenme, Markov Zincirlerinin Durağan ve Limit Dağılımı Yöntemleri ile Tahmini

Ülkü GÜRLEN^{1*} , Vedat SAĞLAM² 

Öz

Bu çalışma 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 Markov Zincirleri ve Derin Öğrenme yöntemleri ile analiz edilecek olup, söz konusu sınır, çalışmanın sismoteknotik bölgesi olarak kabul edilmiştir. Çalışmada, aletsel büyüklüğü dörtten daha küçük ($M < 4$) depremlerin sismik tehlike oluşturmayacağı varsayılmıştır. Çalışmada kullanılan deprem büyüklüğü rastgele değişkeni Markov zincirlerinde yedi durumda incelenerek bu durumlar için tekrarlanma yılları elde edilmiştir. Yapay sinir ağları kullanılarak elde edilen test verilerine de markov zincirlerini üç durumda inceleyerek tahminler elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Deprem, Markov zincirleri, Yapay Sinir Ağları, Derin Öğrenme, Tahmin.

Prediction of Earthquakes in the Marmara Region Using Deep Learning, Stationary Markov Chains and Limit Distribution Methods

Abstract

In this study, 606 earthquake data with $M \geq 4$ that occurred between 1956 and 2022 in the Marmara Region between (39,500 -41,500) north-(26,000 -32,500) east coordinates will be analyzed with Markov Chains and Deep Learning methods, and the boundary in question will be analyzed using Markov Chains and Deep Learning methods. was accepted as the seismotectonic region of the study. In the study, it was assumed that earthquakes with an instrumental magnitude of less than four ($M < 4$) would not pose a seismic hazard. The earthquake magnitude random variable used in the study was examined in seven cases in Markov chains and the recurrence years were obtained for these cases. Markov chains were examined in three cases on the test data obtained using artificial neural networks and predictions were obtained for the situations.

Keywords : Earthquake, Markov Chains, Artificial Neural Networks, Deep Learning, Prediction.

¹Sinop Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümü, Sinop, Türkiye, ulkugurlen@sinop.edu.tr

²Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Fakültesi İstatistik Bölümü, Samsun, Türkiye, vsaglam@omu.edu.tr

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author

Geliş/Received: 31.05.2024

Kabul/Accepted: 02.12.2024

Yayın/Published: 15.12.2024

Her ne kadar deprem incelemelerinde, depremin tam olarak ne zaman ve nerede meydana geleceğini kestirmenin mümkün olmadığı ifade edilmekle birlikte, istatistik biliminin yapısı gereği, veriler üzerinde yapılabilecek uygun analizler ile bu probleme az ya da çok bazı tahmini yaklaşımlar sunulabileceği düşünülmektedir. Bu amaçla, deprem verileri kullanılarak stokastik süreçlerin önemli bir dalı olan markov zincirleri ve yapay sinir ağları yöntemleri ile tahminlerinin karşılaştırılarak geleceğe yönelik bazı sonuçlar çıkartılmaya çalışılacaktır. Markov zinciri meteoroloji, hidroloji, jeoloji gibi bilim dallarında tekrarlanan olayların incelenmesinde sıkça kullanılır. Bu zincirler, başlangıç ve geçiş olasılıkları ile belirli bir adım sayısı için olası durumların olasılıklarının hesaplanmasında yardımcı olur. Markov zincirlerinin en temel özelliği geçiş olasılıkları matrisine sahip olmasıdır. Bu matrisler, sistemdeki durumların geçiş olasılıklarını belirtir ve bu durumlar arasındaki geçiş olasılıklarını tanımlar. Bu nedenle, Markov zincirleri, sürekli olarak gözlenen veya tahmin edilen olayların gelecekteki olasılıklarını modellemek için güçlü bir araçtır. Markov zincirlerinin üç önemli elemanı vardır. İlk olarak, zaman içerisinde olabilecek tüm olası durumların listesi, ikinci olarak, meydana gelme halinde bulunduğu durum ve olasılık vektörünü değiştiren olaylar ve son olarak geçiş matrisi ise belli bir durumda olan sistemin bir olay sonucunda hangi olasılıkla hangi duruma geçeceğini gösterir (Karlin and Taylor, 2011).

Yapay Sinir Ağları, genellikle "insan beyni ve biyolojik sinir sisteminin işleyişini bilgisayarlar üzerinde taklit etmeye çalışan sistemler" olarak tanımlanır. Bir sinir ağının davranışı, bağlantıda bulunan hatların ağırlık değerleri ile ölçülür. Bu ağırlıklar sayesinde ağ öğrenmeye başlar ve daha sonra genelleme yapar. Yapay sinir ağlarının yapısında, nöronlar (yapay sinir hücreleri), bağlantılar ve öğrenme algoritması olmak üzere üç ana bileşen bulunur. Nöronlar, bir yapay sinir ağının temel işlem elemanlarıdır. Ağ içindeki nöronlar, probleme etki eden faktörlere göre bir veya birden fazla girdi alırlar ve problemenden beklenen sonuç sayısı kadar çıktı üretirler. Deprem tahmin modeli oluşturmak ve modelden çıktı almak için modele girdi olarak verilecek olan veriler, Girdi (X'ler) ve Çıktı (Y'ler) olarak sıralanmalıdır. Kullanılan deprem veri seti tarih, saat, enlem, boylam, derinlik ve büyüklük bilgilerinden oluşmaktadır. Girdiler, Zaman, Enlem, Boylam ve Derinlik verilerini içerirken, çıktı olarak ise büyüklük bilgisi alınmaktadır. Tablo 1'de belirtilen tarih ve zaman bilgileri, zaman damgasına çevrilerek bir girdi olarak kullanılmıştır.

Tablo 1. Düzenlenmiş deprem verileri

Tarih	Zaman	Enlem	Boylam	Derinlik	xM(Büyüklik)	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

Bu çalışma kapsamında büyüklük rastgele değişkeninin geçiş olasılıkları matrisi ve çeşitli büyüklükler için depremlerin tekrarlanma yılları elde edildi. Literatürde, deprem tahmini ile ilgili çok sayıda çalışma mevcuttur. Hemen hemen tüm makina öğrenme algoritmaları, modellenme teknikleri ve regresyon analizleri deprem tahmin çalışmalarında kullanılmıştır. Yapay Sinir Ağları (YSA) en çok kullanılan ve en yakın tahmin modeli olarak öngörülmüştür. Tahmin konusunda bu iki yöntemin birlikte karşılaştırılması ile ilgili çalışmalar literatür taramaları sonucunda görülmemiştir. Bu sebeple söz konusu yöntemlerin modellerinin istatistiksel bakımdan bilinen uygulamalarının yanında, deprem verileri için kullanılmış olmaları, bu çalışmanın kapsamı bakımından önem kazanmaktadır.

2. Materyal ve Metot

2.1. Kesikli Parametrelili Markov Zinciri

Tanım 2.1. $\{\xi_n, n \geq 0\}$ stokastik süreci tüm n doğal sayıları ve a_n durumları için aşağıdaki özelliği sağlarsa bu sürece kesikli parametrelili Markov zinciri bu özelliğe de Markov özelliği veya belleksizlik özelliği denir.

$$P(\xi_n = a_n | \xi_0 = a_0, \xi_1 = a_1, \dots, \xi_{n-1} = a_{n-1}) = P(\xi_n = a_n | \xi_{n-1} = a_{n-1}) \quad (1)$$

2.2. Stokastik Matris ve Geçiş Matrisi

$V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 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.

$$P^n = \begin{bmatrix} p_{00}^{(n)} & p_{01}^{(n)} & \cdots & p_{0j}^{(n)} & \cdots \\ p_{10}^{(n)} & p_{11}^{(n)} & \cdots & p_{1j}^{(n)} & \cdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \\ p_{i0}^{(n)} & p_{i1}^{(n)} & \cdots & p_{ij}^{(n)} & \cdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \end{bmatrix} \quad (2)$$

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

2.3. Markov Zincirinin Durağan ve Limit Dağılımı

$\{\xi_n, n \geq 0\}$ bir homojen M.Z ve bunun bir adım geçiş matrisi P olsun. Eğer

$$\pi P = \pi \quad (3)$$

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

Burada

$$\pi = (\pi_0, \pi_1, \dots), \quad \pi_i \geq 0, \quad \sum_{i=0}^{\infty} \pi_i = 1 \quad (4)$$

$\{\xi_n, n \geq 0\}$ homojen bir Markov zinciri ve $m > 0$ için $P^m > 0$ olduğunda (buradaki P regular matristir)

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^n = \pi' \quad \text{veya} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P_j^{(n)} = \pi_j \quad (5)$$

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.

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

Tanım 2.3.1. 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 dağılımı denir ve bu Markov zincirinin durumlarının ergodik olması ile aynı anlama gelir.

Teorem 2.3.1. Tüm durumlar pozitif rekurent indirgenemez bir Markov zinciri olduğunda bu zincir bir tek durağan dağılıma sahiptir. Bununla birlikte $\forall j \in E$ için $\pi_j = 1/M_{jj}$ 'dir (Sağlam ve ark., 2023)

2.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

YSA, birbirleri ile bağlantılı yapay sinir hücrelerinden oluşan bir sistemdir. 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.

İnsan sinir sistemi Şekil 3’de gösterildiği gibi alıcı sinirler (receptors), beyin ve tepki sinirleri (effectors) olmak üzere üç blokta incelenebilir.



Şekil 3. Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi

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

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,

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N (w_i x_i + b) \quad (6)$$

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)

Yapay sinir hücresi beş ana bileşenden oluşur:

Girdiler: Nöronlara gelen verilerdir. Bu girdiler, biyolojik sinir hücrelerinde olduğu gibi toplanmak üzere nöron çekirdeğine iletilir.

Ağırlıklar: Gelen bilgiler, çekirdeğe ulaşmadan önce geldikleri bağlantıların ağırlığıyla çarpılarak iletilir. Bu, girdilerin üreteceği çıktı üzerindeki etkiyi ayarlamak için kullanılır.

Toplama Fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu): Ağırlıklarla çarpılarak gelen girdileri toplayarak nöronun net girdisini hesaplar.

Aktivasyon Fonksiyonu: Önceki katmandaki tüm girdilerin ağırlıklı toplamını alır ve daha sonra bir çıkış değeri üretir. Bu fonksiyon genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur (örneğin, ReLU veya sigmoid), ve çıktıyı bir sonraki katmana iletmek üzere hazırlar.

Çıktılar: Aktivasyon fonksiyonundan gelen değer, nöronun çıktı değeridir. Her nöronun birden fazla girdisi olabilir, ancak yalnızca bir çıktısı vardır. Bu çıktı, istenilen sayıda başka nörona bağlanabilir.

2.4.1. Yapay sinir ağlarında tahmin

Girdi değerlerini kullanarak tahmin çıktıları üreten yapay sinir ağları, çeşitli alanlarda önemli bir rol oynar. Geliştirilen modern yapay sinir ağları, geleceği öngörmek, belirsizlik altında belirli bir konuyu tahmin etmek, kaynak kullanımını optimize etmek veya belirli süreçlerin önceliklerini belirlemek gibi birçok alanda kullanılır. Örneğin, hava tahmini, deprem tahmini, hisse senedi tahmini, talep tahmini, hastanın kanser riskini belirleme gibi birçok tahmin edici bilgiyi üretmek için kullanılabilirler. Bu amaçlarla kullanılan bazı sinir ağı yöntemleri arasında 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) yöntemleri bulunmaktadır (Karcı ve Şahin, 2022).

2.4.2. 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 öğrenme, verilerin fazla boyutlu olanlarını düşük verilere çevirerek öğrenmeyi amaçlar.

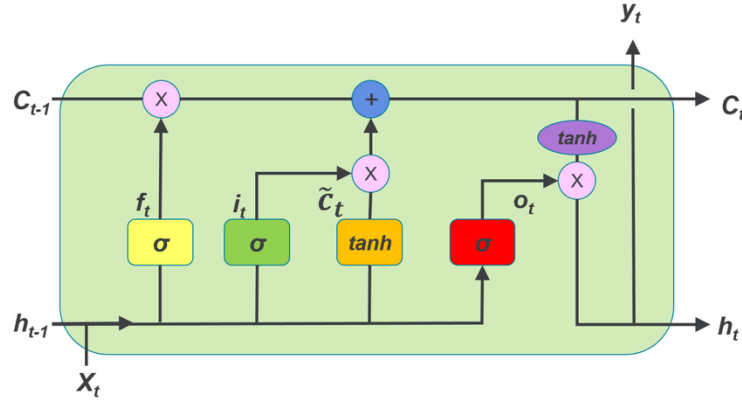
Bu kavramda, ilerleyen donanımlar ile eğitimin süre ve maliyetlerini düşürerek, büyük veriler ile birlikte eğitim için gereken terimlere kolayca ulaşılabilmesini sağlar. Derin öğrenme algoritmalarının başarımının yüksek olmasındaki en önemli etken derin ağın çok fazla sayıda veri ile eğitilebilmesidir.

Derin öğrenme diğer yapılara kıyasla: karmaşık yapıdaki yapıları çözümlenme, 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.

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

2.4.3. Uzun kısa dönemli bellek (UKDB)

UKDB yapısı, bilginin hücre içine veya dışına akışını kontrol eden kapılardan oluşur. Girdi olarak verilen kapı, yeni gelen bilginin hafızaya ne zaman girmesi gerektiğini belirlerken, unutmama kapısı mevcut bilginin unutulmasını sağlayarak yeni verilerin hatırlanmasını denetler. Çıkış aşaması ise hücredeki bilginin hücrenin çıkışında ne zaman kullanılacağını belirler. Bu yapının yapısını Şekil 4'te görebiliriz.



Şekil 4. UKDB Yapısı

Uzun ve kısa süreli bellek ağları, geçmiş bilgilerin mevcut bilgiyi açıklaması ve gelecek bilginin tahmin edilmesi gibi önemli görevlerde etkili bir rol oynar. Bu bellek ağlarının ana bileşeni depolama bloğu olarak adlandırılan birimdir. Uzun ve kısa süreli bellek blokları, giriş, çıkış ve unutmama kapıları olmak üzere üç kapıya sahiptir. Bu kapılar, hücrenin yazılması, okunması ve sıfırlanması gibi işlemleri gerçekleştirir. Uzun ve kısa bellek hücre durumu, her blok arasında bilgi aktarımı için kritik bir bileşen olarak öne çıkar. Tüm hücreler, bu kapılar aracılığıyla kontrol edilir (Çam ve Duman, 2016). Giriş kapısı, açık hücreye giriş bilgilerini denetler, yeni verilere ne kadar bilgi aktarılacağını belirlemek için geçmiş geçidini kullanır ve çıktıyı hesaplarken ne kadar bilgi kullanılacağını kontrol eder.

3. Bulgular ve Tartışma

3.1. Markov Zincirinin Durağan ve Limit Dağılımı 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 Süreçleri

yaklaşımıyla depremleri yedi durumda incelendi ve Tablo 2’de bu durumlara ait toplam deprem sayıları verildi (Garavaglia ve Pavani, 2011).

$\{\xi_n, n \geq 0\}$ Markov zinciri ve durum uzayı $E = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$

Tablo 2. Çeşitli magnitüdlere ait oluşturulan durum uzayı ve toplam deprem sayıları

Magnitüd	Durumlar	Toplam Deprem Sayıları
$4 \leq M < 4,5$	1	356
$4,5 \leq M < 5$	2	172
$5 \leq M < 5,5$	3	52
$5,5 \leq M < 6$	4	17
$6 \leq M < 6,5$	5	3
$6,5 \leq M < 7$	6	2
$7 \leq M < 7,5$	7	4
Toplam:		606

$\{\xi_n, n \geq 0\}$ Markov zinciri ve durum uzayı $E = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ başlangıç olasılıkları

$$P_1(0) = P(\xi_0 = 1) = 356/606 = 0,5875$$

$$P_2(0) = P(\xi_0 = 2) = 172/606 = 0,2838$$

$$P_3(0) = P(\xi_0 = 3) = 52/606 = 0,0858$$

$$P_4(0) = P(\xi_0 = 4) = 17/606 = 0,0281$$

$$P_5(0) = P(\xi_0 = 5) = 3/606 = 0,005$$

$$P_6(0) = P(\xi_0 = 6) = 2/606 = 0,0033$$

$$P_7(0) = P(\xi_0 = 7) = 4/606 = 0,0066$$

$P(0) = [P_1(0), P_2(0), P_3(0), P_4(0), P_5(0), P_6(0), P_7(0)] = [0,5875; 0,2838; 0,0858; 0,0281; 0,005; 0,0033; 0,0066]$ şeklindedir ve bir adım geçiş matrisi de aşağıdaki gibidir.

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} & P_{15} & P_{16} & P_{17} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} & P_{25} & P_{26} & P_{27} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} & P_{35} & P_{36} & P_{37} \\ P_{41} & P_{42} & P_{43} & P_{44} & P_{45} & P_{46} & P_{47} \\ P_{51} & P_{52} & P_{53} & P_{54} & P_{55} & P_{56} & P_{57} \\ P_{61} & P_{62} & P_{63} & P_{64} & P_{65} & P_{66} & P_{67} \\ P_{71} & P_{72} & P_{73} & P_{74} & P_{75} & P_{76} & P_{77} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.6845 & 0.2197 & 0.0648 & 0.0141 & 0.0028 & 0.0056 & 0.0085 \\ 0.5 & 0.3779 & 0.0872 & 0.0349 & 0 & 0 & 0 \\ 0.3654 & 0.3846 & 0.1731 & 0.0385 & 0.0385 & 0 & 0 \\ 0.3529 & 0.4118 & 0.1765 & 0 & 0 & 0 & 0.0588 \\ 0.3333 & 0.3333 & 0.3333 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.25 & 0.25 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Bir adım geçiş olasılıkları arasında sıfıra eşit olanlar olmasına rağmen iki ve daha büyük adımlar için geçiş olasılıklarının tamamı sıfırdan büyük olduğundan zincirin bir adım geçiş matrisi regülerdir. Dolayısıyla bütün durumlar pozitif rekürent ve aperiyoiktir. Bu bağlamda bütün durumlar ergodiktir (Sağlam ve ark., 2023).

Eşitlik 8'de verilen bir adım geçiş matrisinin incelenmesiyle, yutucu ya da kapalı bir küme oluşturan durumların olmadığı görülüyor. Bu nedenle, bu Markov zincirinin indirgenemez olduğu ve bir limit dağılımına sahip olduğu söylenebilir. Başka bir deyişle, Türkiye'deki mevcut deprem dağılımının belirli bir zaman sonrasındaki durumu tahmin edilebilir. Limit dağılımı, başlangıç olasılıklarından bağımsız olduğundan, başlangıçtaki durumun ne olduğuna bakılmaksızın sabit kalır. Durumların deprem sayıları toplam deprem sayısına bölünerek başlangıç dağılımı bulunmuştur.

$$\pi'_0 = [0,5875 \ 0,2838 \ 0,0858 \ 0,0281 \ 0,005 \ 0,0033 \ 0,0066] \quad (9)$$

Limit dağılımı, eşitlik (3)'den yararlanarak Microsoft Excel yardımıyla elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, bulunan limit dağılımı aşağıdaki gibidir:

$$\pi'_1 = [0,5886 \ 0,2827 \ 0,0859 \ 0,0264 \ 0,0049 \ 0,0033 \ 0,0066] \quad (10)$$

Teorem 2.3.1'den $\pi_j = \frac{1}{M_{jj}}$, M_{jj} . j'den j'ye ortalama dönüş zamanı (tekrarlanma zamanı)

Buradan $M_{11}=1/0,5886=1,7$ $M_{22}= 1/0,2827=3,54$ $M_{33}=1/0,0859=11,64$ yani $4 \leq M < 4,5$ arasında bir deprem in tekrarlanma yılı yaklaşık 2 yıl, $4,5 \leq M < 5$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı yaklaşık 4 yıl ve $5 \leq M < 5,5$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı ise yaklaşık 12 yıldır. Bu sonuçlar Tablo 3 olarak aşağıda verilmiştir.

Tablo 3. Markov modeli ile elde edilen tekrarlanma yılları

Magnitüd	Tekrarlanma Yılı
$4 \leq M < 4,5$ (1.Durum)	2
$4,5 \leq M < 5$ (2.Durum)	4
$5 \leq M < 5,5$ (3.Durum)	12
$5,5 \leq M < 6$ (4.Durum)	38
$6 \leq M < 6,5$ (5.Durum)	204
$6,5 \leq M < 7$ (6.Durum)	303
$7 \leq M < 7,5$ (7.Durum)	152

Tablo 4. 2023-2032 yılları için deprem olasılıkları

Durumlar \ Yıllar	1	2	3	4	5	6	7
2023	0,5886	0,2827	0,0859	0,0264	0,0049	0,0033	0,0066
2024	0,5883	0,2819	0,0857	0,0264	0,0049	0,0033	0,0066
2025	0,5868	0,2810	0,0854	0,0263	0,0049	0,0033	0,0065
2026	0,5833	0,2793	0,0849	0,0262	0,0049	0,0033	0,0065

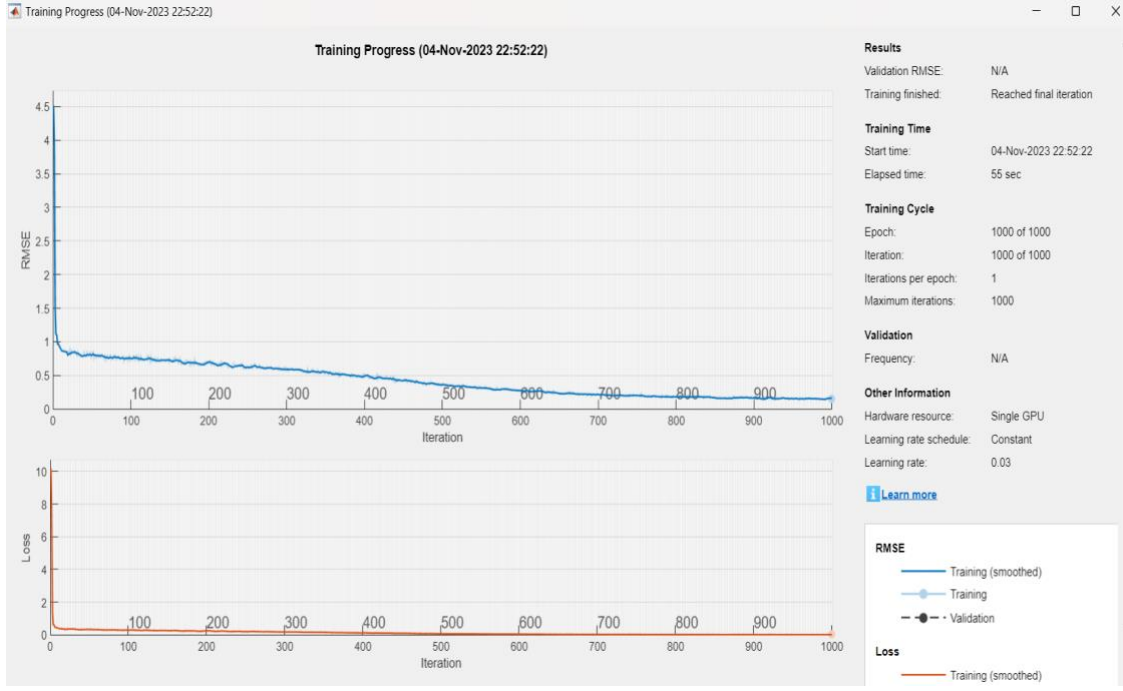
2027	0,5765	0,2761	0,0839	0,0259	0,0049	0,0032	0,0064
2028	0,5630	0,2696	0,0819	0,0253	0,0047	0,0032	0,0063
2029	0,5371	0,2572	0,0781	0,0241	0,0045	0,0030	0,0060
2030	0,4887	0,2340	0,0711	0,0219	0,0041	0,0027	0,0055
2031	0,4047	0,1938	0,0589	0,0182	0,0034	0,0023	0,0045
2032	0,2775	0,1329	0,0404	0,0124	0,0023	0,0016	0,0031

Türkiye’de oluşabilecek depremlere ait limit dağılımı, 2022 senesi başlangıç olarak alınarak tahmin edilmiştir (Tablo 4).

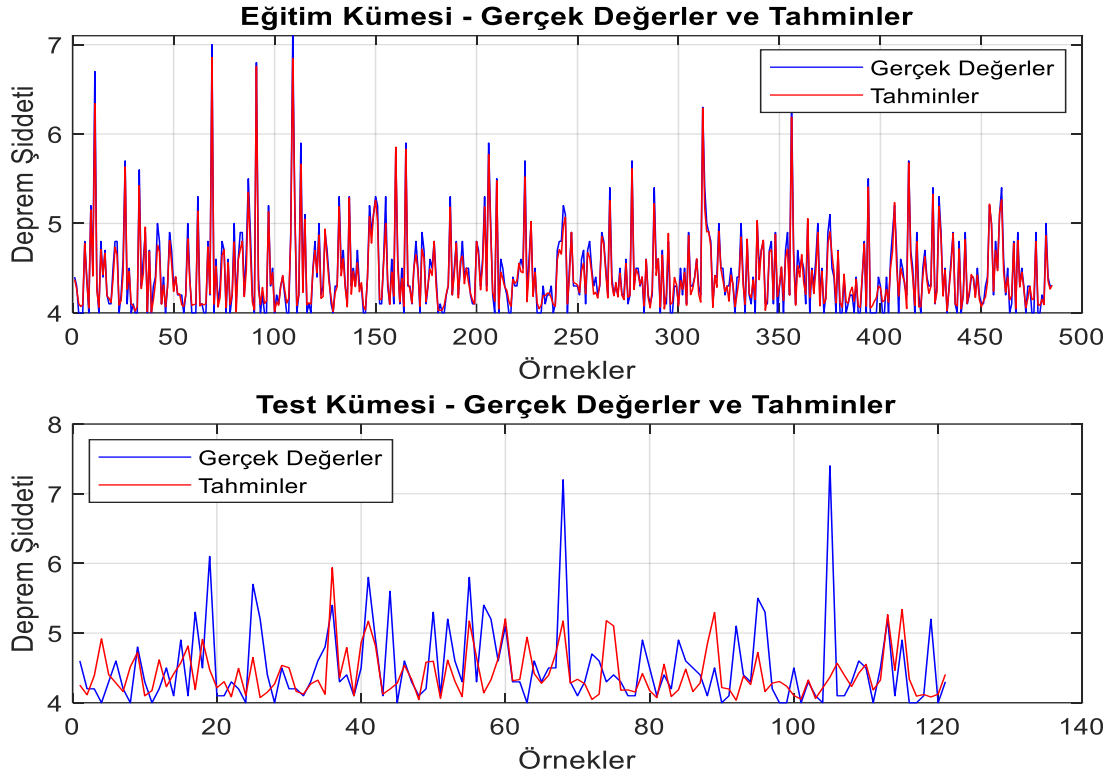
Eşitlik 8’deki başlangıç olasılıkları dikkate alınarak, sistemin n dönem sonraki durumu hakkında tahmin yapmak mümkündür. Eşitlik 7’de verilen bir adım geçiş matrisinden yararlanarak, durumlar arasında geçen zaman $t = 1$ yıl olmak üzere, 2023-2032 yıllarına ait deprem olasılıkları Tablo 4’de verilmiştir.

3.2. Deprem verilerinin YSA analizi

Verilere MATLAB paket programında YSA uygulandı ve veriler normalize edilerek UKDB metodu ile tahmin işlemi yapılmıştır. Derin Sinir Ağı Modeli dört girdi katmanı ve bir çıktı katmanı kullanılarak oluşturulmuştur. UKDB katmanı da bu girdiler arasında yer almaktadır. Burada girdi değişkenleri enlem, boylam, derinlik ve zaman damgası, çıktı ise magnitüd olarak alınmıştır. 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 kullanılmaktadır. Gizli katman sayısı 50 olarak alınarak eğitim işlemi başlatıldı ve Şekil 5 ile gösterildi. Öncelikle veriler %80 eğitim oranı ile eğitildi, %20 test oranı ile test edildi.



Şekil 5. YSA'nın UKDB ile eğitim programı



Şekil 6. Eğitim ve test kümesinin gerçek değerlere ve tahminlere ilişkin grafikleri

Şekil 6'de görüldüğü gibi 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 görülmüştür.

Sonuç olarak Markov zincirleri yöntemiyle bulunan sonuçlar ile YSA'da bulunan sonuçlar birbirini desteklemektedir.

3.3. Yapay sinir ağları ile elde edilen test verilerine Markov zincirinin durağan ve limit dağılımı uygulaması

Yapay sinir ağlarında elde edilen 121 test verisinin, $\{\xi_n, n \geq 0\}$ Markov zinciri ve durum uzayı $E = \{1, 2, 3\}$

Durum 1: Büyüklüğü $4 \leq M < 5$

Durum 2: Büyüklüğü $5 \leq M < 6,3$

Durum 3: Büyüklüğü $6,3 \leq M < 7,5$

Bir adım geçiş matrisi şu şekildedir:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,8447 & 0,1262 & 0,0291 \\ 0,8667 & 0,1333 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Markov zincirinin durağan dağılımı ve limit dağılımı aşağıdaki gibi bulunmuştur.

$$[\pi_1 \ \pi_2 \ \pi_3] \begin{bmatrix} 0,8447 & 0,1262 & 0,0291 \\ 0,8667 & 0,1333 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} = [\pi_1 \ \pi_2 \ \pi_3] \text{ ve } \pi_1 + \pi_2 + \pi_3 = 1 \quad (12)$$

denklemlerinden

$\pi = [\pi_1 \ \pi_2 \ \pi_3] = [0,8513 \ 0,124 \ 0,0248]$ markov zincirinin durağan dağılımı elde edilir.

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

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_j^{(n)} = [0,8513 \ 0,124 \ 0,0248] = [\pi_1 \ \pi_2 \ \pi_3]$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^n = \begin{bmatrix} 0,8513 & 0,124 & 0,0248 \\ 0,8513 & 0,124 & 0,0248 \\ 0,8513 & 0,124 & 0,0248 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi_1 & \pi_2 & \pi_3 \\ \pi_1 & \pi_2 & \pi_3 \\ \pi_1 & \pi_2 & \pi_3 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Teorem 2.4.1'den $\pi_j = \frac{1}{M_{jj}}$, $M_{jj} \rightarrow j$ 'den j 'ye ortalama dönüş zamanı (tekrarlanma zamanı)

Buradan $M_{11} = 1/0,8513 = 1,17$ $M_{22} = 1/0,124 = 8,06$ $M_{33} = 1/0,0248 = 40,33$ yani $4 \leq M < 5$ arasında bir deprem in tekrarlanma yılı yaklaşık 1 yıl, $5 \leq M < 6,3$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı yaklaşık 8 yıl ve $6,3 \leq M < 7,5$ arasında bir depremin tekrarlanma yılı ise yaklaşık 40 yıldır. Bu sonuçlar Tablo 5 olarak aşağıda verilmiştir.

Tablo 5. YSA'da elde edilen test verilerinin Markov modeli ile tekrarlanma yılları

Magnitüd	Tekrarlanma yılı
$4 \leq M < 5$ (1.Durum)	1,17
$5 \leq M < 6,3$ (2.Durum)	8,06
$6,3 \leq M < 7,5$ (3.Durum)	40,33

4. Sonuçlar ve Öneriler

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 yöntemlerden Markov Zincirleri Analizi durağan ve limit dağılımı yöntemi kullanılarak analiz edildi ve tekrarlanma yılları hesaplandı. Elde edilen sonuçlara göre, büyüklüğü 4 ile 4,5 arasında olan bir deprem her 2 yılda bir herhangi bir zamanda meydana geleceği öngörülmektedir. Büyüklüğü 4,5 ile 5 arasında bir depremin tekrarlanma yılı ise yaklaşık 4 yılda bir ve 6,3 ten büyük bir depremin tekrarlanması ise yaklaşık 78 yıl sonra gerçekleşeceği söylenebilir. Yani bu bölgede en son 1999 yılında kırılan fay hattının tekrar kırılması 2077 yılında olacağı öngörüldü. YSA ile aynı verilerin %80 eğitim ve %20'side test verisi olarak alınıp tahminler yapıldığında büyüklüğü 4 ile 5 arasındaki depremlerin tahminlerinin iyi olduğu söylenebilir. YSA test verileri markov zincirinin durağan ve limit dağılımı yaklaşımı ile analiz edildiğinde büyüklüğü 5 ile 6,3 arasında bir depremin tekrarlanma yılı 8 ve 6,3 ile 7,5 arasında bir depremin tekrarlanma yılı ise 40 yıl olarak tahmin edilmiştir.

Bilindiği üzere Türkiye önemli bir deprem kuşağı üzerinde bulunmaktadır. Önemli olan bilinçlendirme ve alınacak gerekli önlemlerle meydana gelebilecek maddi zarar ve can kaybını en aza indirmektir. Bu kapsamda, istatistiksel yöntemler kullanılarak verilerin iyi bir şekilde değerlendirilmesi gerekmektedir. Böylelikle, belirsizlikler mümkün olduğunca önlenerek can ve mal kaybı en aza indirilebilir.

Yazarların Katkısı

Tüm yazarlar çalışmaya eşit katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Kaynaklar

- 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.
- Çebi, H., (2011). *Yapay Sinir Ağları*. Ankara: Ekin Yayınevi.
- Garavaglia, E., ve Pavani, R., (2011), About Earthquake Forecasting by Markov Renewal Processes. *Methodol Comput. Appl. Probab.*, 13, 155–169.
- Karcı, M., Şahin, İ., (2022), Derin Öğrenme Yöntemleri Kullanılarak Deprem Tahmini Gerçekleştirilmesi. *Artificial Intelligence Studies*, 5(1), 23-34.
- Karlin, S., and Taylor, H., (2011), *A First Course in Stochastic Processes*. USA: Transferred to Digital Printing
- Kasap, R., ve Gürlen, Ü., (2003), Deprem Magnitüdüleri için Tekrarlanma Yıllarının elde edilmesi: Marmara Bölgesi Örneği. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 4 (2), 157-166.
- Sağlam, V., Yücesoy, E., Sağır, M., (2023). *Stokastik Kuyruk Sistemleri*. Ankara: Nobel Yayınevi.
- Sağlam, A. S., 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.
- <https://www.veribilimiokulu.com/yapay-sinir-agiartificial-neural-network-nedir/>, (Erişim tarihi: 20 Aralık 2023)
- <https://www.afad.gov.tr/turkiye-deprem-tehlike-haritasi>