

Ege Graben Sistemi Aylık Deprem Frekansları Zaman Serisi için ARMA ve ARIMA Modelleri

***Makale Bilgisi / Article Info**

Alındı/Received: 07.03.2025

Kabul/Accepted: 07.07.2025

Yaymlandı/Published: 03.12.2025

ARMA and ARIMA Models for the Monthly Earthquake Frequencies Time Series in Aegean Graben System

İlknur KAFTAN* , Petek SINDIRGI 

Dokuz Eylül Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Jeofizik Mühendisliği Bölümü, İzmir, Türkiye



© 2025 The Authors | Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 (CC BY-NC) International License

Öz

Bölgesel ve dünya ölçeğindeki sismik veri tabanlarına dayanarak düzenlenen katalog verilerinden, belli bir magnitüd eşliğini aşan deprem büyüklüklerini ve/veya frekanslarını tahmin etmek konusunda pek çok çalışma yapılmıştır. Ancak bu çalışmaların çoğu yıllık veri tabanlarına dayanmaktadır. Bu çalışmada, batı Anadolu'da bulunan Ege Graben Sistemi'ni kapsayan ve 37°-40° enlemleri ile 26°-30° boylamları arasında yer alan, büyüklüğü $M \geq 2.5$ olan depremlerin aylık toplam deprem sayılarını tahmin etmekte yararlanılabilecek ARMA(p,q) ve ARIMA(p,d,q) modelleri geliştirilmiştir. 1975-2024 dönemini kapsayan, 600 ay uzunluğundaki orijinal veri seti, geleneksel modelleme yöntemlerindeki öngörülen "normallik varsayımı"nın sağlanması adına, öncelikle logaritmik dönüşümden geçirilmiştir. Çalışmanın sayısal sonuçları, logaritmik dönüşümden geçirilmiş verilerin, $p \leq 3$, $d = 1$, ve $q = 1$ olmak üzere, basit ve ekonomik ARMA(p,1) ve ARIMA(p,1,1) formundaki modeller ile oldukça iyi tanımlanabileceğini göstermiştir. Dört aday modelin (ikisi ARMA(p,1), diğer ikisi ARIMA(p,1,1) formunda) tahmin yetenekleri Akaike Bilgi İçeriği (AIC) tabanlı bir çoklu-model seçim prosedürü uygulanarak karşılaştırılmıştır. En başarılı modelin ARMA(3,1) olduğu; hatta, pratik uygulamalarda ARMA(2,1) modelinin dahi kullanılabileceği saptanmıştır. Geliştirilen modellerden, ileride Ege Graben Sistemi ile ilgili yapılacak istatistiksel ve fiziksel simülasyon çalışmalarında, zaman serilerinde yığılma (aggregation) kuramı çerçevesinde, bir aydan daha uzun dönemlerde (örneğin, 2 aylık, 6 aylık, yıllık gibi), eşik değerini aşan toplam deprem sayılarının zamansal stokastik davranışlarının teşhis edilmesinde ve elbette, yakın gelecekteki kısa-dönem aylık deprem frekanslarının ön kestiriminde faydalanılabilecektir.

Abstract

Several studies have been done on predicting magnitudes and/or frequencies of earthquakes above a given threshold magnitude value through the edited catalogue data fitted for regional and worldwide seismic databases. Most of them, however, often consider annual databases. In this paper, we developed those ARMA(p,q) and ARIMA(p,d,q) models that can be utilized for predicting monthly total earthquake numbers of earthquakes with magnitudes $M \geq 2.5$ in the region covered the Aegean Graben System placed in western Anatolia, which is located in between 37°-40° N latitudes and 26°-30° E longitudes. The original time series dataset of length 600 months, which covers the period 1975-2024, is eventually log-transformed to meet the usual "normality assumption" made in traditional modeling procedures. The numerical results of the study revealed that the log-transformed data well can be described by considerably simple and parsimonious ARMA(p,q) and ARIMA(p,d,q) models with $p \leq 3$, $d = 1$, and $q = 1$. Prediction abilities of the four candidate models (two of them in ARMA(p,1), and the other two in ARIMA(p,1,1) forms) are compared by utilizing a multi-model selection procedure based on Akaike Information Criterion (AIC). We have found that the best-performing model is the ARMA(3,1) and that even the ARMA(2,1) model can be utilized for practical applications. Those models developed herein; can be integrated into statistical and physical simulation studies related to the Aegean Graben System that will be conducted in future. They may also be evaluated, within the scope of temporal aggregation of time series, for the identification of temporal stochastic behaviour of total earthquake numbers exceeding the threshold value for periods longer than one month (e.g. 2 months, 6 months, annual etc.). And, of course, they can essentially be used for forecasting short-term monthly earthquake frequencies in the near future.

Anahtar Kelimeler: Deprem frekansı; Ege graben sistemi; ARMA; ARIMA; Zaman serileri

Keywords: Earthquake Frequencies; Aegean graben system; ARMA; ARIMA; Time series

1. Giriş

Geçmişten günümüze dek depremler çok tehlikeli ve tahmini en zor doğal afetlerden biri olmuştur. Büyük depremler; can kayıplarına, alt ve üst yapılarda büyük hasara ve ülke ekonomisinde ani düşüslere neden olur. Anadolu levhası dünyanın en aktif sismik bölgelerinden biri olan Alp-Himalaya kuşağında yer almaktadır. Bu nedenle ülkemiz, yıkıcı depremlerin meydana geldiği ülkeler

arasında üst sıralardadır. Çalışma alanı olan Ege Graben Sistemi de tektonik/sismik açıdan aktif bölgelerden biridir. Bölge, 14 ± 5 mm/yıl oranında (Relienger et al. 1997) K-G yönlü açılma etkisi altında oluşan D-B doğrultulu normal faylar ile sınırlandırılmış bir dizi horst-graben sisteminden meydana gelmektedir (Westaway, 1994; Koçyiğit ve diğerleri, 1999; Allen ve diğerleri 2004; Sayıl ve Osmanoğlu, 2008). Tarihsel ve aletsel dönem

boyunca bölgede birçok yıkıcı deprem meydana gelmiştir (Alptekin ve diğ., 1990). Bu depremlerin başlıcaları; 31 Mart 1928 Torbalı ($M_w=6.3$), 22 Eylül 1939 ($M_w=6.4$) Dikili (İzmir), 23 Temmuz 1949 Karaburun (İzmir) ($M_w=6.4$), 16 Temmuz 1955 Söke-Balat(Aydın) ($M_w=6.5$), 28 Mart 1969 Alaşehir ($M_w=6.1$), 28 Mart 1970 Gediz (Kütahya) ($M_w=6.2$) ve 30 Ekim 2020 Ege Denizi ($M_w=6.9$) depremleridir (Şekil 1a, İnt. Kyn. 1).

Sismik açıdan aktif bölgelerde meydana gelecek olası büyük depremlerin neden olacağı kayıpları en aza indirmek amacıyla depreme dayanıklı yapı tasarımı (Minke, 2001; Kasımcı vd. 2020; Özşahin, 2022) ve deprem tahminine yönelik çalışmalar uzun yıllardır yapılmaktadır (Aslan 1972; Bath 1979; Yazar vd. 1980; Erdik vd. 1999; Kayabalı ve Akın 2003; Bayrak vd. 2005, 2009; Kaftan vd., 2017; Akkar vd. 2018). Son yıllarda, otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) modelleri sismik aktivitelerin zaman içindeki stokastik değişimlerini modellemek için kullanılmıştır. Örneğin, Amez vd. (2012), 1896-2009 döneminde, $M \geq 8,0$ olan dünya çapında meydana gelen depremleri Poisson sürecinin ampirik tekrarlayan oranlarına dayalı bir zaman serisi haline getirmiş ve bu seriyi ARIMA modelleri ile tanımlamaya çalışmıştır. Shishegar vd. (2019), yaptıkları çalışmada, İran'daki Zagros Fayı boyunca önceki yıllarda meydana gelmiş depremlere dayanarak deprem büyüklüğünü tahmin etmek için otoregresif koşullu heteroskedastik (GARCH), otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) ve çoklu doğrusal regresyon (MLR) yöntemlerini uygulamışlardır. Todelo vd. (2019), 2018-2022 yılları arasında dünyada meydana gelen depremlerin farklı magnitüd aralıklarındaki frekanslarını ARIMA modeli kullanılarak tahmin etmişlerdir. Çekim vd. (2021), Doğu Anadolu Fay (DAF) zonunda meydana gelebilecek bir depremin büyüklüğünü tahmin etmek için, büyüklükleri $M \geq 4$ olan önceki deprem gözlemlerine dayanarak, ARIMA ve tekil spektrum analizi (SSA) yöntemlerini uygulamışlardır. Yuan vd. (2022), Longmen Dağı fay zone boyunca 10 yıllık deprem katalog verilerini kullanarak, $M \geq 2,5$ ve $M \geq 3,0$ olan depremlere ARIMA modelleri uyarlamışlar ve bölgenin depremselliğini analiz etmişlerdir. Çekim vd. (2023) çalışmalarında, Gediz grabeni ve civarında 1970-2020 döneminde $M_w \geq 3$ olan deprem verilerine dayanarak, ARIMA, tekil spektrum analizi (SSA); evrimsel sinir ağı (CNN) ve uzun kısa süreli bellek (LSTM) yöntemleriyle bölgedeki aylık ortalama deprem büyüklüklerini tahmin etmişler ve elde edilen tahminleri karşılaştırmışlardır. Kaftan vd. (2017), yapay sinir ağlarının zaman serileri açısından performansını test etmek için, bölgedeki katalog verileri kullanılarak Batı Türkiye'nin aylık deprem frekansları zaman serilerine, çok

katmanlı algılayıcı sinir ağları (MLPNN'ler), radyal tabanlı fonksiyonlu sinir ağları (RBFNN'ler) ve uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) yöntemlerini uygulamışlardır.

Bu çalışmada, Ege graben sistemini de içine alan bölgede (Şekil 1) 1 Ocak 1975-31 Aralık 2024 yılları arasında büyüklüğü $M \geq 2.5$ olan aylık toplam deprem sayılarının aylık frekanslarının zaman içindeki stokastik davranışının Box-Jenkins türü, durağan veya durağan olmayan doğrusal zaman serisi modelleriyle tanımlanabilirliği araştırılmıştır. Bu sistemdeki aylık deprem frekansları zaman serisinin performanslarının birbirine çok yakın ARMA ve ARIMA modelleri ile oldukça tatminkâr bir şekilde modellenebileceği görülmüştür. Bu çalışmada geliştirilen modellerden, çeşitli amaçlı simülasyonlarda ve belirli bir zaman orijininin daha ileri zamanlardaki olası aylık toplam deprem sayılarının tahminlenmesinde (forecasting); ayrıca, bir aydan daha uzun dönemlerdeki deprem frekanslarına ilişkin modellerin muhtemel matematiksel yapısının ne olabileceği konusunda (yığılma/aggregation kuramı kapsamında) yararlanılacağı umulmaktadır.

2. Materyal ve Metot

2.1 ARIMA ve ARMA Modelleri

Aslında, uygulamada karşılaşılan pek çok zaman serisi konuma ve yeterince uzun dönemlerde gözlemlendiğinde zamana göre durağan değildir. Durağan olmayış, genellikle sürecin ortalama seviyelerinde; hatta, varyans-kovaryans gibi özelliklerinde ortaya çıkabilmektedir. Box ve Jenkins (1976), durağan olmayan, tek boyutlu bir y_t zaman serisini matematiksel olarak,

$$\Phi_p(B)(1-B)^d y_t = c + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

kapalı bağıntısıyla ifade etmiştir. Burada ε_t , içsel bağımsız ve özdeş dağılımlı (genellikle normal dağılımlı) gürültü (beyaz gürültü) sürecidir. Kısaca ARIMA(p,d,q) olarak simgelenen (Auto-Regressive Integrated Moving Average) bu doğrusal modellerde, B operatörü, $B^k y_t = y_{t-k}$ geriye doğru öteleme işlevini görmektedir. Yukarıdaki bağıntıda $d \geq 1$ bir tamsayıdır. Örneğin, $d = 1$ ise serinin $w_t = (1-B)y_t = y_t - y_{t-1}$ birinci mertebeden, $d = 2$ ise $w_t = (1-B)^2 y_t = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}$ ikinci mertebeden farklarını simgelemektedir. Fark alma işlemi, eldeki serinin yapısındaki zamansal trendi ayıklama veya otoregressif polinom kökleri arasında olası birim kök (unit-root) nedeniyle ortaya çıkan yüksek içsel bağımlılığı (stokastik trendi) ayıklama işlevi görmektedir. Uygulamada genellikle $d = 1$ (veya $d = 2$) yeterli olmaktadır (Box ve Jenkins, 1976; Wei, 1994; Hamilton, 1994). Yapılan çalışmada $d = 1$ özel durumu önem kazandığından, (1) kapalı bağıntısına

$$w_t = (1 - B)y_t = y_t - y_{t-1} \quad (2)$$

yerleştirilerek, aynı bağıntı durağan w_t süreci için

$$\Phi_p(B)w_t = c + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

biçiminde de yazılabilir. Bu bağıntılarda, $\Phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$ polinomu modelin otoregressif filtresini, $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$ polinomu ise hareketli ortalama filtresini temsil etmektedir. Yukarıda (3) eşitliği ile tanımlanan model durağan w_t sürecinin ARMA(p,q) modelidir. Bu model literatürde, “Auto-Regressive Moving Average” olarak anılmakta ve ARMA biçiminde kısaltılmaktadır. Aslında (1) eşitliği de, $d = 0$ özel halinde, y_t süreci için durağan bir ARMA(p,q) modeline indirgenir.

Özetle, ARIMA(p,d,q) modelinin ARMA(p,q) modelinden temel farkı ve avantajlı yanı, modellenen örnek zaman serisinin ortalama ($d=1$), varyans-otokovaryans ($d=2$) gibi temel istatistiklerinde bulunması muhtemel deterministik (zamansal trend) veya stokastik trend (birim-kök durumu) gibi durağan olmayan süreç bileşenlerini de kapsamasıdır.

Bir ARMA(p,q) sürecinin durağanlık kısıtını sağlayabilmesi için p mertebesinde $\Phi_p(B) = 0$ polinomunun tüm köklerinin, tersinirlik (invertibility) kısıtını sağlayabilmesi için de q mertebesinde $\theta_q(B) = 0$ polinomunun tüm köklerinin birim çember dışında olması ve ayrıca bu polinomların ortak kökünün olmaması gerekmektedir (Box ve Jenkins, 1976). Yukarıda da değinildiği üzere otoregressif polinomun köklerinden herhangi birinin birim çember üzerinde olması halinde model birim-kök içerir; dolayısıyla, stokastik trendi fark alarak gidermek gerekebilir. Yukarıdaki (1) ve (3) bağıntılarındaki c sabiti ile y_t sürecinin beklenen değeri $\mu = E(y_t)$ arasında

$$\mu = E(y_t) = \frac{c}{1 - \sum_{j=1}^p \phi_j} \quad (4)$$

ilişkisi vardır. w_t fark sürecinin ortalaması, pratik olarak sıfır (veya sıfıra çok yakın) olduğundan ARIMA modellerinde c ’nin örnek tahmini $\hat{c}$ genellikle istatistiksel olarak anlamlı değildir. Buna karşılık, y_t serisine doğrudan uyularanan

$$\Phi_p(B)y_t = c + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (5)$$

biçimindeki ARMA modellerinde (önceden ortalama çıkarma işlemi yapılmamış ise) c sabitinin örnek tahmini sıfırdan anlamlı ölçüde farklı olabilir. Bu durumda, istenirse, $\hat{c}, \hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_p$ parametrelerinin örnek tahminleri (4) eşitliğinde kullanılarak sürecin $\hat{\mu}$ ortalama seviyesi de hesaplanabilir.

Tıpkı çoklu doğrusal regresyon analizinde olduğu gibi, Box-Jenkins türü zaman serisi modellerinde de değişkenlerin

çoklu-normal dağılımdan geldiği ve süreçteki rastgele çalkantıları yaratan gürültünün (ε_t) içsel bağımsız ve özdeş dağılımlı (genellikle de normal dağılımlı) olduğu varsayılmaktadır. Dolayısıyla, modelleme öncesinde, $\{x_t\}_{t=1}^N$ orijinal zaman serisine normallik koşulunu yeterince sağlayacak bir dönüşüm uygulanması gerekebilmektedir (Box ve Cox, 1964). Örneğin, bu çalışmada aylık toplam deprem sayılarına ($y_t = \ell n(x_t)$) doğal-logaritmik dönüşümü uygulanmıştır.

Otoregressif AR(p) ve hareketli ortalama MA(q) modelleri, ARMA (p,q) modelinin, sırasıyla $q = 0$ ve $p = 0$ için özel halleridir. Otoregressif modeller (veya bileşenler) sürecin t anındaki değerinin, $t - 1, t - 2, \dots, t - p$ anlarındaki (geçmişteki) değerlerine; hareketli ortalama modelleri (veya bileşenler) ise gürültünün $t - 1, t - 2, \dots, t - q$ anlarındaki değerlerine çoklu-doğrusal bağıllığının matematiksel ifadesinden ibarettir.

ARMA ve ARIMA modellerindeki p otoregressiflik ve q hareketli ortalama mertebeleri, eldeki y_t zaman serisinin (ve/veya w_t fark serisinin) otokorelasyon fonksiyonu (ACF) ve kısmi-otokorelasyon fonksiyonu (PACF) davranışları incelenerek kabaca belirlenebilir. Örneğin, bir AR(p) süreci kuramsal olarak sonlu sayıda ($\phi_{11}, \phi_{22}, \dots, \phi_{pp}$ gibi) PACF ordinatına; bir MA(q) süreci ise, sonlu sayıda ($\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_q$ gibi) ACF ordinatına sahiptir. Modeldeki p ve q mertebelerinin seçimi ve parametrelerin tahminlenmesi konusunda daha ayrıntılı bilgi için Box-Jenkins, 1976; Wei, 1994; Hamilton, 1994 gibi temel kitaplara başvurulabilir.

$\{y_t\}_{t=1}^N$ serisinin örnek otokorelasyon fonksiyonu (ACF), r_k ; $k = 1, 2, \dots, K$

$$r_k = \frac{cov(y_t, y_{t-k})}{var(y_t)} = \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2} \quad (6)$$

eşitliğinden (ilk K adet zaman kayması için) hesaplanabilir. ACF simetrik bir fonksiyon olup, $k = 0$ için $r_0 = 1$ dir. Bartlett (1946), yeterince uzun serilerde normal (Gaussian) dağılımlı bir sürecin r_k örnek otokorelasyon katsayısının büyük kaymalarda örneklem varyansının, $var(r_k) \approx \frac{1}{N} (1 + 2 \sum_{k=1}^K r_k^2)$ olduğunu ve bunun $\hat{\phi}_{kk}$ örnek kısmi otokorelasyon katsayıları (PACF) için de geçerli olduğunu göstermiştir. Bu bilgi, y_t sürecinin ve özellikle de model kalıntılarının ($e_t = y_t - \hat{y}_t$) rastgele gürültü (white noise) kabul edilip edilemeyeceğini grafiksel olarak test etmekte kullanılır. Süreç (veya gürültü) gerçekten bağımsız ise “ $H_0: \rho_k = E(r_k) = 0, k = 1, 2, \dots, K$ ” hipotezi “ $H_A: \rho_k = E(r_k) \neq 0, herhangi k \neq 0$ için” zıt hipotezine karşı doğrulanır. Bu hipotezler altında, içsel bağımsızlık varsayımının doğrulanabilmesi için, örnek ACF ve PACF fonksiyonlarının ordinatlarının, $\alpha = 0.05$ gibi bir anlamlılık düzeyinde, aşağıdaki kaba tolerans sınırları içinde kalması gerekir;

$$\%95 TL(r_k | \rho_k = 0) \cong \mp \frac{1.96}{\sqrt{N}} \quad (7)$$

Model uyarlamak için uygulamada yararlanılan tüm yazılımlarda (MATLAB'deki Econometric Toolbox gibi), (7) eşitliğindeki kaba tolerans sınırları iki yatay çizgi olarak gösterilir.

2.1.1 Model Performans Ölçütleri ve Uygun Model Seçimi

2.1.1.1 Akaike bilgi içeriği (AIC) Tabanlı Model Seçimi

Çoklu doğrusal regresyon modellerinde olduğu gibi, ARMA ve ARIMA modellerinde de model parametrelerinin en küçük kareler ve/veya maksimum olabilirlik (maximum likelihood) gibi yöntemlerle tahmin edilen parametre değerleri ve başlangıç değerleri kullanılarak kalıntı serisi hesaplanabilir. Temel performans ölçütlerinden en önemlisi kalıntı serisinin

$$\hat{\sigma}_e^2 = \frac{SSE}{N_d - n} \quad (8)$$

eşitliğinden hesaplanan kalıntı varyansıdır. Bu eşitlikte SSE, hataların (kalıntıların) karesel toplamını; $N_d = N - d$, fark alma nedeniyle azalan veri sayısını; $n = p + q + 1$ ise, sabit (c) de dahil olmak üzere modeldeki parametre sayısını temsil etmektedir. Uygulamada bu ölçüt yerine, onun logaritmik dönüşümü niteliğinde olan Akaike bilgi içeriği (AIC) (Akaike, 1973) veya Bayes bilgi içeriği (BIC) (Schwarz, 1978; Akaike, 1978, 1979) gibi ölçütler tercih edilmektedir. Örneğin, AIC ve BIC ölçütleri $N_e = N_d - n$ etkin veri uzunluğu olmak üzere:

$$AIC = N_e \ln \hat{\sigma}_e^2 + 2n \quad (9a)$$

$$BIC = N_e \ln \hat{\sigma}_e^2 - (N_e - n) \ln(1 - n/N_e) + n \ln N_e + n \ln[n^{-1}(\hat{\sigma}_y^2 / \hat{\sigma}_e^2 - 1)] \quad (9b)$$

şeklinde. Bu eşitliklerde, sağ taraftaki ikinci ve ondan sonraki terimler “cezalandırma terimleri” olup, parametre sayısının farklı olduğu iki veya daha çok sayıdaki modelin performans karşılaştırmalarında parametresi daha çok olan modelleri cezalandırma işlevi görür (Kay, 1993; Burnham ve Anderson, 2002; Symonds ve Moussali, 2011).

Özellikle alternatif modellerin AIC değerleri birbirine çok yakın olduğunda bu ölçütü objektif biçimde yorumlamak zor olabilir. AIC ölçütünü kullanarak, çok sayıdaki bir model ana kümesi içinden göreceli performansı daha yüksek olan model alt kümelerinin saptanması amacıyla Burnham ve Anderson (2002) aşağıda açıklanan yaklaşımı önermişlerdir:

- (i) Ana kümedeki J adet aday model en küçük AIC'den en büyük AIC'ye doğru sıralanır.
- (ii) Göreceli “Bilgi Açığı”nı temsil eden $\Delta_j = AIC_j - AIC_1$ farkları ($j = 1$ için $\Delta_1 = 0$) ile bunlara karşı gelen

$S_j = \exp\left(-\frac{\Delta_j}{2}\right)$ model skorları, $ER_j = S_j^{-1}$ belirginlik oranları hesaplanır,

$$(iii) W_j = \frac{S_j}{\sum_{i=1}^J S_i} \text{ eşitliğinden AIC ağırlıkları ve } TW_j = \frac{J}{\sum_{i=1}^J W_i} \text{ eklenik ağırlıklar hesaplanır.}$$

Bu şekilde tanımlanan dolaylı ölçütlerden $ER_j > 1$, ilk sıradaki modelin eldeki gözlem serisini j 'inci modelden yaklaşık kaç kat daha iyi temsil edilebildiğini göstermektedir. $0 < W_j < 1$ aralığında değerler alabilen W_j ağırlıkları ise, kabaca j .ci modelin eldeki gözlem sürecini en iyi model olarak temsil edebilme olasılığı şeklinde yorumlanabilmektedir. Sıralanmış modellerden ilk J_c tanesine ait eklenik ağırlık $TW(J_c)$ ile J_{c+1} 'inci modelin eklenik ağırlığı arasında belirgin bir fark yok ise (Örneğin $J = 4$ modelden oluşan bir ana kümede ilk $J_c = 2$ modelin eklenik ağırlığı 0.90, ilk üç modelin eklenik ağırlığı 0.93 gibi), bunu gözetenek (J_c adet modelden oluşan) yeni bir en uygun modeller alt kümesi yaratılabilir.

2.1.1.2 Ljung-Box uyum eksikliği testi

Gözlemsel zaman serisine uyarlanan bir doğrusal modelin $\{e_t\}$ kalıntılarının “içsel tam bağımsız olma” varsayımını α gibi bir yanılma (veya Tip-I hata) olasılığı ile sınamak için uygulamada sık kullanılan “Portemanteau uyum eksikliği” testi, Box-Pierce Q_{BP} istatistiğine (Box ve Pierce, 1970) veya özellikle serinin kısa olması halinde Ljung ve Box (1978) tarafından önerilen Ljung-Box Q_{LB} istatistiğine dayanmaktadır. Ljung-Box uyum eksikliği istatistiği, $\{e_t\}$ kalıntı serisinin ilk K adet örnek otokorelasyon katsayısı ($r_{k,e}; k = 1, 2, \dots, K$) aşağıdaki eşitlikte kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$Q_{LB} = N_e(N_e + 2) \sum_{k=1}^K [r_{k,e}^2 / (N_e - k)] \quad (10)$$

Q_{LB} istatistiğinin örnekleme dağılımı $v = K - (p + q)$ serbestlik dereceli bir chi-kare (χ^2) dağılımıdır (Ljung ve Box, 1978; Hyndman ve Athanasopoulos, 2018). Bu eşitlikten hesaplanan Q_{LB} değeri, seçilen α anlamlılık düzeyine karşı gelen $\chi_{1-\alpha;v}^2$ kritik değerinden küçükse, $H_0: \rho_k = E(r_k) = 0, k = 1, 2, \dots, K$ biçimindeki sıfır hipotezi (diğer bir deyişle kalıntıların tam bağımsız olduğu varsayımı) α anlamlılık düzeyinde kabul, aksi halde ($Q_{LB} > \chi_{1-\alpha;v}^2$ ise) red edilebilir.

3. Çalışma Alanı ve Veri Seti

Ege Graben Sistemi'ni içeren Batı Anadolu sismik açıdan oldukça aktif bir bölgedir ve oluşumundan bu yana Kuzey-Güney yönünde %50 oranında genişlemiştir (Şengör, 1987). Batı Anadolu'nun aktif deformasyonu Avrasya, Arabistan ve Afrika levhalarının etkileşimi tarafından yönetilir. Sol yanal atımlı Kuzey Anadolu Fayı, sağ yanal atımlı Doğu Anadolu Fayı, Bitlis Zagros Bindirme Kuşağı ve

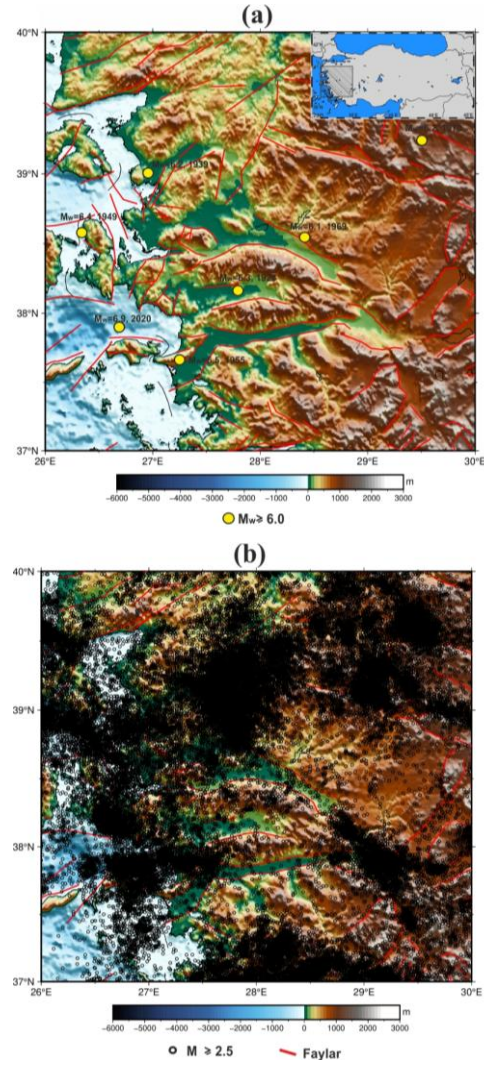
Ege Graben Sistemleri Anadolu'nun ana tektonik yapılarını oluşturur. Batı Anadolu'daki deformasyonun büyük kısmı dalma ve çarpışmayla ilgili süreçlerden kaynaklanmıştır (Dewey ve Şengör, 1979). Bölgenin mevcut karakteristiği, kuzeydoğu-güneybatı yönlü kesişen grabenlerle birlikte, bir dizi doğu-batı yönlü grabenleri de içeren büyük bir graben sistemidir (Şekil 1a).

Çalışma alanı, 37°-40° enlemleri ile 26°-30° boylamları arasında yer alan ve Ege graben sistemini içeren bir bölgedir (Şekil 1a) (Wessel vd. 2019). Veri seti, 1 Ocak 1975'ten 31 Aralık 2024'e kadar olan süreçte bu alan içinde meydana gelen, büyüklüğü $M \geq 2.5$ olan 62721 adet deprem oluşmaktadır (Şekil 1b) (Wessel vd. 2019). Çalışmada kullanılan deprem katalog verileri Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü Bölgesel Deprem-Tsunami İzleme ve Değerlendirme Merkezi (BDTİM) ve Türkiye Cumhuriyeti İç İşleri Bakanlığı Afet ve Acil Durum Yönetimi Başkanlığı (AFAD) Veritabanı'nın arşivlerinden derlenmiştir. Fay hatları ve topoğrafik verilerin görselleştirilmesi için Generic Mapping Tools (GMT) 6.5 (Wessel vd. 2019) kullanılmıştır. (İnt. Kyn. 1, 2 ve 4). Deprem adedi dikkate alındığı için, herhangi bir deprem büyüklüğü tipinde (M_w , M_d , M_L , vs.) olan ve büyüklüğü 2.5'in üzerinde olan deprem sayıları listelenmiştir. Bu depremlerin büyüklük histogramı Şekil 2a'da, büyüklüğü $M \geq 2.5$ olan aylık toplam deprem sayılarının (frekanslarının) zamansal dağılımı ise Şekil 2b'de verilmiştir.

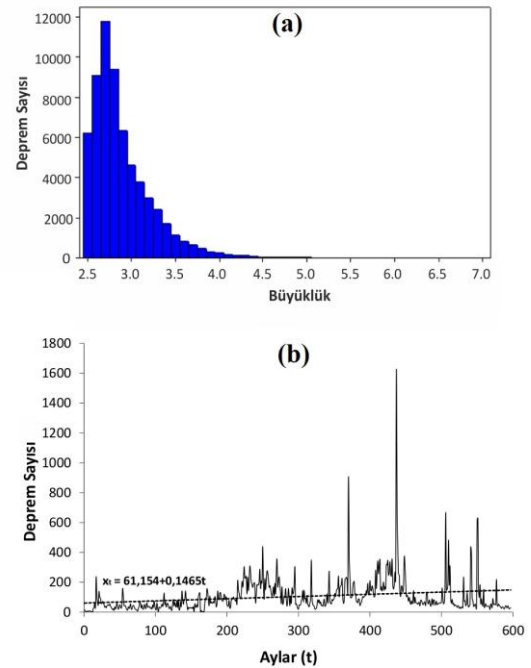
4. Sayısal Bulgular ve İrdelemeler

Belli bir büyüklüğü aşan ya da ona eşit aylık toplam deprem sayıları zaman serisinin durağan (stasyonör) ARMA(p,q) ve durağan olmayan ARIMA (p,d,q) doğrusal modelleriyle modellenmesine örnek teşkil etmek üzere, bu çalışmada, özellikleri 3. bölümde açıklanmış olan 50 yıllık ($N = 600$ aylık) gözlem serisi kullanılmıştır (Şekil 2). Logaritmik dönüşümden geçirilmiş serinin ($y_t = \ln(x_t)$) ve farklarının ($w_t = y_t - y_{t-1}$) zamansal değişimleri Şekil 3'de gösterilmiştir. Orijinal seri (x_t), logaritmik dönüşümden geçirilerek normalize edilmiş seri (y_t) ve fark serisinin (w_t) bazı önemli istatistikleri ise Çizelge 1'de sunulmuştur.

Çizelge 1'deki örnek çarpıklık ve sivriliklerinin normal (Gauss) dağılıma kıyasla önemli ölçüde yüksek olduğu açıkça görülmektedir. Orijinal seri pozitif (sağa) çarpık ve çok sivri bir dağılıma sahiptir. Literatürde önerilen Box-Cox (1964) dönüşümleri ile gözlem serisinin dağılımını normal dağılıma yaklaştırmak mümkündür. Bu çalışmada, aylık deprem sayılarını normal dağılıma yaklaştıran en uygun dönüşümün logaritmik dönüşüm ($y_t = \ln(x_t)$) olduğu saptanmıştır.



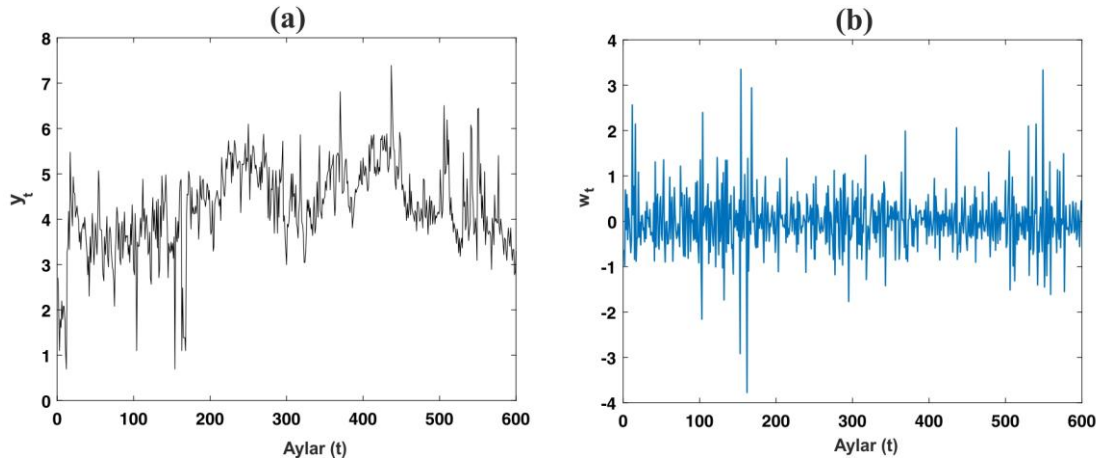
Şekil 1. a) Çalışma alanının genel tektoniği ve başlıca büyük depremler, b) Çalışma alanı ve 1975-2024 döneminde meydana gelen ($M \geq 2.5$) depremler (İnt. Kyn. 1, 2 ve 4)



Şekil 2. a) Deprem büyüklüklerinin frekans histogramı, b) Çalışmada kullanılan $M \geq 2.5$ olan aylık toplam deprem sayılarının zamansal değişimi

Çizelge 1'in son iki kolonundan da görüldüğü gibi, logaritmik serinin çarpıklığı sıfıra, sivriligi ise 3'e oldukça yakındır. Logaritmik serinin (y_t) ve birinci dereceden farklarının (w_t) ilk $K=40$ kayma (lag) için otokorelasyon (ACF) ve kısmi otokorelasyon (PACF) fonksiyonları Şekil 4'te verilmiştir. Şekil 2b'den de görüleceği gibi, çalışma bölgesinde $M \geq 2.5$ özelliğindeki aylık deprem sayıları gözlem döneminin sonuna doğru önemli ölçüde artmıştır. Bu durum, veri setine uydurulan $x_t = 61.154 + 0.1465t$ doğrusunun artan eğiminden de anlaşılmaktadır. Ayrıca, Şekil 4a'da görülen logaritmik seriye ait otokorelasyon fonksiyonu (ACF) sürekli pozitif ve kayma sayısı arttıkça, dalgalanarak, çok geç çürümektedir. Bu nedenlerle, orijinal seride zamansal bir trend olup olmadığı KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) testi ile; ya da serinin matematiksel yapısında (AR bileşeninde) bir birim kök (unit-root) olup olmadığı ADF (Adjusted Dickey-Fuller) ve PP (Phillips-Perron) testleri ile test edilmiştir (Said ve Dickey, 1984; Phillips ve Perron, 1988; Wei, 1994; Hamilton, 1994). Zayıf bir test olmakla birlikte, KPSS

testinde " H_0 : seri doğrusal zaman trendli durağandır" şeklindeki sıfır hipotezi %5 (p-değeri 0.01) anlamlılık düzeyinde red edilmiştir. Gerçekten de Şekil 2b ve Şekil 3'deki serilerde anlamlı bir trend görünmemektedir. Yeterince uzun gözlem serilerinde hemen hemen aynı sonucu veren ADF ve PP testlerinde ise, " H_0 : seri birim-kök içermektedir" şeklindeki sıfır hipotezi %5 (p-değeri 0.061) düzeyinde red edilememektedir. Elde edilen bu bulgular, logaritmik serinin (geçici de olsa) durağan (stasyonör) varsayılabilirliğine işaret etmektedir. Dolayısıyla, istatistiksel olarak, logaritmik seriye AR(p), MA(q) veya bunların karışımı niteliğindeki ARMA (p,q) gibi durağan doğrusal modeller uyarlamak mümkündür. Bu çalışmada, Şekil 4c ve 4d'de görülen w_t fark serisinin otokorelasyon (ACF) ve kısmi otokorelasyon fonksiyonu (PACF) davranışları da gözetilerek durağan olmayan alternatif ARIMA (p,1,q) modelleri de değerlendirilmiştir. Dolayısıyla, yukarıda sözü edilen testlerde ortaya çıkması muhtemel "yanlış karar verme riski"nin, kısmen de olsa, giderilmesi sağlanmıştır.



Şekil 3. a) Logaritmik dönüşümden geçirilmiş deprem sayıları serisi (y_t) ve b) fark serisi (w_t)

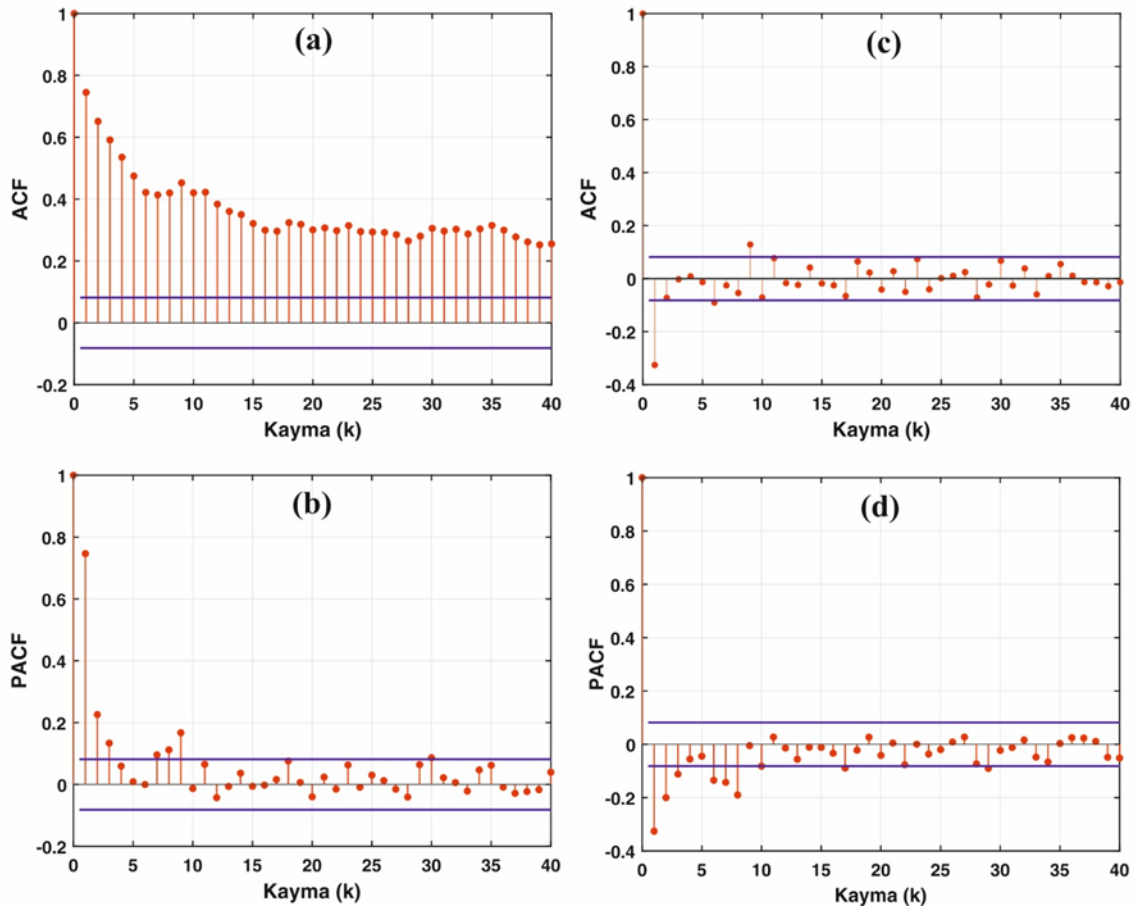
Çizelge 1. $M \geq 2.5$ büyüklüğünde olan orijinal aylık deprem sayılarının, logaritmik dönüşümden geçirilmiş deprem sayılarının ve farklarının moment tipi örnek istatistikleri.

İstatistik	Orijinal seri x_t	Logaritmik seri $y_t = \ln(x_t)$	Logaritmik fark serisi $w_t = y_t - y_{t-1}$
En küçük	2	0.69315	-3.77659
En büyük	1624	7.39265	3.34990
Ortalama	104.54	4.24630	0.00098
Varyans	13673.49	0.87937	0.44370
Çarpıklık (C_s)	5.39	-0.497	0.44
Sivrilik (C_k)	53.44	4.371	8.33

Gerek ARMA gerekse ARIMA modellerinde p ve q mertebelerinin olası sayısal değerlerinin seçiminde örnek serisinin ACF ve PACF fonksiyonlarından yararlanılmıştır. Şekil 4(a,b)'deki logaritmik seriye ait örnek ACF ve PACF fonksiyonları incelendiğinde bu seri için $p \leq 3$ ve $q \geq 1$ özelliğindeki ARMA (p,q) modellerinin seçilebileceği görülmektedir. Benzer şekilde, logaritmik serinin farklarına ait örnek ACF ve PACF fonksiyonlarından (Şekil 4(c,d) ise

$p \leq 3$ ve $q=1$ özelliğindeki ARIMA (p,1,q) modellerinin seçilebileceği görülmektedir. Bu nedenlerle, çalışma kapsamında, ikisi ARMA, diğer ikisi ARIMA olmak üzere toplam dört alternatif zaman serisi modeli oluşturulmuştur.

Birbiriyle yarışan bu dört modelin parametre tahminleri (Mathworks, 2022) Çizelge 2'de sunulmuştur.



Şekil 4. Logaritmik serinin (a,b) ve fark serisinin (c,d) ACF ve PACF grafikleri.

Çizelge 2'deki model sabiti örnek tahminleri ($\hat{c}$) ve bunların " $H_0: E(\hat{c}) = 0$ " hipotezine karşı gelen Student-t istatistikleri $t_c = |\hat{c}|/S_c$ (Çizelge 2'de verilmemiştir) dikkate alındığında, ARMA(2,1) ve ARMA(3,1) modellerinde H_0 hipotezinin $H_A: E(\hat{c}) \neq 0$ zıt hipotezine karşı $\alpha=0.05$ anlamlılık düzeyinde red edilebileceği anlaşılmaktadır. Buna karşılık, ARIMA(2,1,1) ve ARIMA(3,1,1) modellerinde $\hat{c}$ değerleri standart hatalarına kıyasla oldukça düşüktür. Dolayısıyla $H_0: E(\hat{c}) = 0$ hipotezi rahatlıkla kabul edilebilmektedir. Diğer bir deyişle, ARIMA modellerindeki $d=1$ dereceden fark alma işlemi, model sabitinin (dolayısıyla da $\hat{\mu}$ süreç ortalamasının) sıfıra

indirgenmesini ve süreç ortalamalarındaki olası stokastik trendin ayıklanmasını sağlayabilmektedir. Dört alternatif modelin AIC ve BIC gibi uygunluk ölçütleri ile kalıntı serisinin (model hatalarının) içsel bağımsız (beyaz gürültü) sayılıp sayılamayacağını ölçen Ljung-Box uyum eksikliği istatistikleri ($K=20$ kayma için) Çizelge 3'te sunulmuştur. Çizelge 3'te alternatif modeller, AIC istatistiği en küçük olandan en büyük olan modele doğru sıralanmıştır. ARMA (2,1) modeli kalıntılarının korelogramı ($K=20$ için) Ljung-Box Q testini %5 anlamlılık düzeyinde çok küçük bir farkla gerçekleştirmesine rağmen kıyaslamalarda dışlanmamıştır.

Çizelge 2. Alternatif ARMA ve ARIMA modellerinin parametre tahminleri (Parantez içindeki değerler parametre tahminlerinin (İnt. Kyn. 3) standart hatalarıdır).

MODEL	AR Parametreleri			MA Parametresi	Sabit	Kalıntı Varyansı
	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{\theta}_1$	$\hat{c}$	$\hat{\sigma}_\epsilon^2$
ARMA(3,1)	1.4266 (0.0532)	-0.3258 (0.0607)	0.1100 (0.0408)	0.9104 (0.0426)	0.0401 (0.0254)	0.3496 (0.0050)
ARMA(2,1)	1.3976 (0.0624)	-0.4137 (0.0572)	-	0.8489 (0.0449)	0.0695 (0.0337)	0.3528 (0.0112)
ARIMA(2,1,1)	0.4562 (0.0404)	0.1133 (0.0389)	-	0.9300 (0.0254)	0.00057 (0.0018)	0.3537 (0.0121)
ARIMA(3,1,1)	0.4553 (0.0404)	0.0917 (0.0399)	0.0521 (0.0407)	0.9355 (0.0277)	0.00057 (0.0016)	0.3527 (0.0121)

Çizelge 3. Alternatif ARMA ve ARIMA modellerinin uyum istatistikleri ($\alpha=0.05$ anlamlılık düzeyinde $\nu=20$ serbestlik için Kritik $\chi^2_{0.95;20}=31.41$ dir).

Sıra No	MODEL	BIC	AIC	Q_{LB} (K=20)
1	ARMA(3,1)	1110.5113	1084.1598	29.368
2	ARMA(2,1)	1109.6031	1087.6351	31.875
3	ARIMA(2,1,1)	1111.0304	1089.0708	29.452
4	ARIMA(3,1,1)	1115.8167	1089.4752	29.550

AIC (veya BIC) ölçütü esas alındığında, gözlem serisine en uygun durağan modelin ARMA (3,1) olduğu söylenebilir. Durağan olmayan modellerden ARIMA (2,1,1) ve ARIMA (3,1,1) modellerinin önerilen iki ARMA modeline alternatif olacak ölçüde bir rekabet içinde olduğu görülmektedir. Model performanslarını daha gerçekçi bir biçimde değerlendirebilmek amacıyla, birbiriyle yarışan dört modele yöntemler bölümünde açıklanmış olan “AIC tabanlı model seçimi” prosedürü uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4’te sunulmuştur. Çizelge 4’deki etkinlik oranları (ER_j) değerlendirildiğinde, ARMA(3,1) modelinin gözlem serisini ARMA(2,1) modelinden yaklaşık 5.7 kat; ARIMA(2,1,1) modelinden ise, yaklaşık 11.7 kat daha iyi temsil edebildiği görülmektedir. İlk iki ARMA

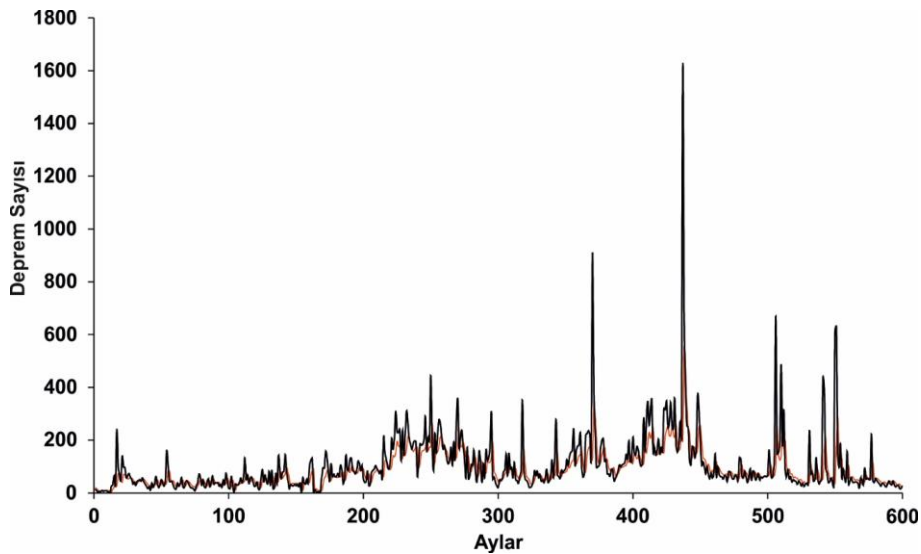
modelinin eklenik temsil olasılığı $TW_2 = \%88.3$ olup, ARIMA(2,1,1) ve ARIMA(3,1,1) seçeneklerinin marjinal katkıları (sırasıyla, %6.44 ve %5.26) oldukça düşüktür. Bu nedenle, çalışma bölgesindeki aylık deprem sayılarını, %75 gibi yüksek bir olasılıkla, en iyi temsil eden modelin ARMA(3,1) modeli olduğu söylenebilir.

Logaritmik gözlem serisine uyarlanan ARMA(3,1) modelinden $\hat{x}_t = \exp(\hat{y}_t)$ ters dönüşümü yapılarak tahmin edilen aylık toplam deprem sayıları (kırmızı çizgiler), gözlem serisiyle (siyah çizgiler) birlikte Şekil 5’te gösterilmiştir. Şekil 6’da, bu modelin $e_t = y_t - \hat{y}_t$ logaritmik kalıntılarının korelogramı (üstte) ve frekans histogramı (altta) sunulmuştur.

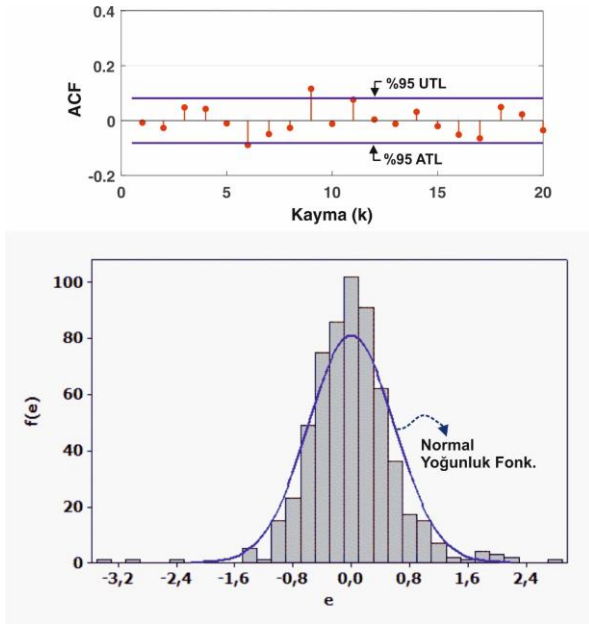
ARMA(3,1) modeli kalıntılarının korelogramında, $K=20$ değerinden sadece biri ($r_{q,e}$) nispeten üst tolerans sınırı dışındadır. Dolayısıyla, model kalıntılarının rastgele- içsel bağımsız olma varsayımını yeterli ölçüde sağladığı görsel olarak da doğrulanmaktadır. Şekil 6’da (altta) sunulan kalıntı histogramının $N(0, 0.005)$ normal yoğunluk fonksiyonu ile uyumlu oluşu ise, logaritmik kalıntılarının normal dağıldığını varsayımının yeterince sağlandığını görsel biçimde doğrulamaktadır.

Çizelge 4. Aday modellerin AIC tabanlı göreceli performansları

MODEL	n_j (Parametre sayısı)	AIC_j	Δ_j	S_j	ER_j	W_j	TW_j
ARMA(3,1)	5	1084.1598	0.000	1.000	1.000	0.750863	0.751
ARMA(2,1)	4	1087.6351	3.4753	0.1759	5.684	0.132077	0.883
ARIMA(2,1,1)	4	1089.0708	4.9110	0.0858	11.652	0.064424	0.947
ARIMA(3,1,1)	5	1089.4752	5.3154	0.0701	14.263	0.052636	1.000



Şekil 5. Orijinal gözlem serisi (siyah çizgi) ve ARMA(3,1) modelinden $\hat{x}_t = \exp(\hat{y}_t)$ ters dönüşümü yapılarak tahmin edilen aylık toplam deprem sayıları (kırmızı çizgi)



Şekil 6. ARMA(3,1) modelinin kalıntılarının ACF (üstte) ve frekans histogramı (altta) (%95 UTL ve %95 ATL; yaklaşık tolerans sınırlarıdır).

5. Sonuçlar ve Öneriler

Bu çalışmada, büyüklüğü 2.5 ve üzerinde olan aylık toplam deprem sayılarının (frekanslarının) zaman içindeki stokastik davranışının Box-Jenkins türü, durağan veya durağan olmayan doğrusal zaman serisi modelleriyle tanımlanabilirliği araştırılmıştır. Orijinal aylık toplam deprem sayılarının frekans dağılımının oldukça çarpık ve sivri olduğu görüldüğünden, modelleme öncesinde veriler logaritmik dönüşümden geçirilmiştir. Logaritmik gözlem serisine ikisi ARMA, diğer ikisi ARIMA türü olmak üzere dört alternatif model uyarlanmıştır. Alternatif modellerin gözlem serisini göreceli olarak temsil etme yetenekleri AIC-tabanlı bir yaklaşımla değerlendirilmiştir. Buna göre, aylık toplam deprem sayılarının ARMA(3,1), hatta ARMA(2,1) gibi oldukça basit lineer modellerle tanımlanabildiği sonucuna varılmıştır.

Bu çalışmada belirlenen modeller, bir aydan daha uzun dönemlerdeki (örneğin, 2 aylık, 6 aylık, yıllık gibi) $M_0=2.5$ eşik değerini aşan toplam deprem sayılarının zamansal davranışlarının ne olabileceği konusuna da ışık tutabilecektir. Örneğin, kaynak seri modelinin ARMA(3,1) olduğu varsayıldığında, $M \geq 2.5$ özelliğindeki yıllık (12 aylık) toplam deprem frekansları serisinin, kuramsal olarak, $ARMA(p,p+1) \equiv ARMA(3,4)$ yapısında olması beklenir. Zira, literatürde (örneğin bkz.: Brewer, 1973; Wei, 1994; Sarıaslan, 2010) bir “kaynak” serinin kendi zaman aralığından daha büyük zaman aralıklarındaki değerleri toplanarak (aggregation) elde edilmiş olan yeni (yığılmış) zaman serisinin zamansal davranışları ile kaynak serisinin

davranışları arasında matematiksel ilişkiler olduğu gösterilmiştir.

Makalede geliştirilen modeller, çeşitli amaçlı simülasyon çalışmaları için yapay seriler üretilmesinde ve seçilen bir zaman orijininin (T) daha ileri zamanlardaki ($T+\tau$; $\tau=1,2,3,\dots$) olası aylık toplam deprem sayılarının tahminlenmesi (forecasting) amacıyla kullanılabilir. Ayrıca, bu çalışmadakine benzer zaman serisi modellerini deprem oluşum mekanizmalarına ilişkin modeller ile entegre ederek, küçük ve orta ölçekli deprem sayılarının (frekanslarının), gelecekteki büyük depremlerin oluşumuna etkilerini araştırmak da çok ilgi çekici görünmektedir.

Etik Standartlar Bildirgesi

Bu çalışmanın hazırlanma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan olunur.

Yazarlık Katkı Beyanı

Yazar 1: Kaynak sağlama, Araştırma, Analiz ve yorumlama, Yazma/orijinal taslak, Yazma/inceleme ve düzenleme, Görselleştirme.

Yazar 2: Araştırma, Metodolojik tasarım, Analiz ve yorumlama, Yazma – orijinal taslak, Yazma/inceleme ve düzenleme, Görselleştirme.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarların bu makalenin içeriğiyle ilgili olarak beyan edecekleri hiçbir çıkar çatışması yoktur.

Verilerin Kullanılabilirliği

Yazarlar, bu çalışmanın bulgularını destekleyen ana verilerin makale içerisinde mevcut olduğunu beyan ederler.

6. Kaynaklar

- Akaike, H., 1973. Information Theory as an Extension of the Maximum Likelihood Principle. In B. N. Petrov & F. Csaki (Eds.), Second international Symposium on Information Theory, Akademiai Kiado, Budapest, 267–281.
- Akaike, H., 1978. On newer statistical approaches to parameter estimation and structure determination. International Federation of Automatic Control Proceedings Volumes, 3, 1877–1884.
- Akaike, H., 1979. A Bayesian extension of the minimum AIC procedure of autoregressive model fitting. Biometrika, 66, 237–242.
- Akkar, S., Azak, T., Çan, T., Çeken, U., Demircioğlu, Tümsa, M.B., Duman, T.Y. vd., 2018. Evolution of seismic hazard maps in Turkey. Bulletin of Earthquake Engineering, 16, 3197–3228.
- Allen, M., Jackson, J., and Walker, R. 2004. Late Cenozoic reorganization of the Arabia-Eurasia collision and the comparison of short term and long-term deformation rates. Tectonics, 23(2), 1-16.

- Alptekin, O., İlkışık, M., Ezen, U. and Uçer, S.B. 1990. Heat flow, seismicity and the crustal structure of western Anatolia. In: Savascin MY & Eronat AH (eds), Proceeding Book of International Earth Sciences Congress on Aegean Regions, Izmir/Turkey, 2, 1–12.
- Amei, A., Fu, W. and Ho, C.H., 2012. Time series analysis for predicting the occurrences of large scale earthquakes. *International Journal of Applied Science and Technology*, 2(7), 64–75.
- Aslan, E., 1972. Magnitude and time distributions of earthquakes in Turkey. *Bulletin of the International Institute of Seismology and Earthquake Engineering*, 7, 1–10.
- Bartlett, M.S., 1946. On the theoretical specification and sampling properties of autocorrelated time-series. *Supplement to the Journal of the Royal Statistical Society*, 8(1), 27–41.
<https://doi.org/10.2307/2983611>
- Bath, M., 1979. Seismic risk in Turkey-a preliminary approach. *Tectonophysics*, 54, 9–16.
- Bayrak, Y., Öztürk, S., Çınar, H., Kalafat, D., Tsapanos, T.M., Koravos, G.C., Leventakis, G.A., 2009. Estimating earthquake hazard parameters from instrumental data for different regions in and around Turkey. *Engineering Geology*, 105(3-4), 200–210.
- Bayrak, Y., Yilmazturk, A., Ozturk, S., 2005. Relationships between fundamental seismic hazard parameters for the different source regions in Turkey. *Natural Hazards*, 36, 445–462.
- Box, G.E.P. and Cox, D.R., 1964. An Analysis of Transformations, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 26(2), 211–243,
<https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1964.tb00553.x>
- Box, G.E.P. and Pierce, D.A., 1970. Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models. *Journal of the American Statistical Association*, 65 (332), 1509–26.
<https://doi.org/10.2307/2284333>
- Box, G.E.P. and Jenkins, G.M., 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- Brewer, K.R.W., 1973. Some consequences of temporal aggregation and systematic sampling for ARMA and ARMAX models. *Journal of Economics*, 1, 33-154.
- Burnham, K.P. and Anderson, D.R., 2002. *Model selection and multimodel inference* (2nd ed., Editörler: Kenneth P. Burnham, David R. Anderson). Springer, New York, 1-488.
- Cekim, H.O., Tekin, S., Özel, G., 2021. Prediction of the earthquake magnitude by time series methods along the East Anatolian Fault, Turkey. *Earth Science Informatics*, 14, 1339–1348.
- Cekim, H.O., Karakavak, H.N., Özel, G., Tekin, S., 2023. Earthquake magnitude prediction in Turkey: a comparative study of deep learning methods, ARIMA and singular spectrum analysis. *Environmental Earth Sciences*, 82, 387.
<https://doi.org/10.1007/s12665-023-11072-1>
- Dewey, J.F., Şengör, A.M.C., 1979. Aegean and surrounding regions-Complex multi-plate and continuum tectonics in a convergent zone. *Geological Society of America Bulletin*, 90(1), 84-92.
- Erdik, M., Biro, Y.A., Onur, T., Sesetyan, K., Birgoren, G., 1999 Assessment of earthquake hazard in Turkey and neighbouring. *Annals Geophysics*, 42(6), 1125-1138.
- Hamilton, J.D., 1994. *Time series analysis*. Princeton University Press, New Jersey.
- Hyndman, R.J. and Athanasopoulos, G., 2018. *Forecasting: Principles and Practice*. 2nd ed. Melbourne, Australia: OTexts.
- Kaftan, I., Şalk, M. and Şenol, Y., (2017). Processing of earthquake catalog data of Western Turkey with artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Arabian Journal of Geosciences*, 10, 243.
<https://doi.org/10.1007/s12517-017-3021-1>
- Kasimzade, A., Abrar, O., Atmaca, G. and Kuruoğlu, M., 2020. New structural seismic protection for high-rise building structures. *Journal of Vibroengineering*, 22(4), 831-848.
- Kay, S.M., 1993. *Fundamentals of statistical signal processing: Estimation theory*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Kayabali, K. and Akin, M., 2003. Seismic hazard map of Turkey using the deterministic approach. *Engineering Geology*, 69, 127–137.
- Koçyiğit, A., Yusufoglu, H., Bozkurt, E., 1999. Evidence from the Gediz graben for episodic two-stage extension in western Turkey. *Journal of Geological Society, London*, 156(3), 605-616.
- Ljung, G.M. and Box, G.E.P., 1978. On a measure of a lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297–303.
<https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>
- Minke, G., 2001. *Construction Manual for Earthquake-resistant Houses Built of Eart. GATE-BASIN at GTZ GmbH, Eschborn, Germany*, 1-52.
- Özşahin, B., 2022. Türkiye bina deprem yönetmeliği 2018’de bina doğal titreşim periyodunun belirlenmesi için verilen ampirik formülün donatısız yığma binalar için irdelenmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 22, 873-892.
<https://doi.org/10.35414/akufemubid.1076403>
- Phillips, P.C.B. and Perron, P., 1988. Testing for unit roots in time series regression. *Biometrika*, 75, 335–346.
<https://doi.org/10.2307/2336182>

- Reilinger, R., et al. (1997), Global Positioning System measurements of present-day crustal movements in the Arabia-Africa-Eurasia plate collision zone, *J. Geophys. Res.*, 102, 9983-9999.
- Sariaslan, N., 2010. The effect of temporal aggregation on univariate time series analysis. Yüksek Lisans tezi. Orta Doğu Üniv. Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 164 s.
- Shishegaran, A., Taghavizade, H., Bigdeli, A., Shishegaran, A., 2019. Predicting the Earthquake Magnitude along Zagros Fault Using Time Series and Ensemble Model. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, 3(4), 67-77.
- Said, S.E., Dickey, D., 1984. Testing for unit roots in autoregressive moving-average models of unknown order. *Biometrika*, 71, 599-607.
<https://doi.org/10.2307/2336570>
- Sayıl, N. and Osmañşahin, I., 2008. An investigation of seismicity for Western Anatolia. *Natural Hazards*, 44, 51-64.
- Schwarz, G., 1978. Estimating the dimensions of a model. *Annals of Statistics* 6(2), 461-464.
- Symonds, M.R.E. and Moussali, A., 2011. A brief guide to model selection, multimodel inference and model averaging in behavioral ecology using Akaike's information criterion. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 65, 13-21.
- Şengör, A.M.C. 1987. Cross-fault and differential stretching of hanging walls in regions of low-angle normal faulting: examples from western Turkey. Coward, M.P., Dewey, J.F., Hancock, P.L. (Ed.). *Continental extensional tectonics*. Geological Society Special Publication, 28, 575-589.
- Todelo, T.L. and Chris Jordan, G.A., 2019. Predictability of earthquake occurrence using autoregressive integrated moving average (ARIMA) model. In: *Lecture notes in engineering and computer science: proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists*, 13-15.
- Wei, W.W.S., 1994. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*, Addison and Wesley Pb.Comp.Inc., Boston, ABD.
- Wessel, P., Luis, J. F., Uieda, L., Scharroo, R., Wobbe, F., Smith, W. H. F., and Tian, D., 2019. The Generic Mapping Tools version 6. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 20 (11), 5556-5564.
<https://doi.org/10.1029/2019GC008515>
- Westaway, R., 1994 Present-day kinematics of the Middle East and Eastern Mediterranean. *Journal of Geophysical Research. Solid Earth*, 99(B6), 12071-12090.
- Yarar, R., Ergunay, O., Erdik, M., Gulkan, P., 1980. A Preliminary Probabilistic Assessment of the Seismic Hazard in Turkey. *Proceedings of the 7th World Conference on Earthquake Engineering*, Istanbul. 309-316.
- Xue Yuan, Hu Dan, Ye Qiuyin et al. ARIMA Model Analysis of the Regularities of Earthquake Origin Times in the Longmen Mountain Fault Zone, 13 October 2022, PREPRINT (Version 1) available at Research Square <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2118474/v1>
- İnternet kaynakları**
- 1-Boğaziçi Üniversitesi, Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü, Bölgesel Deprem-Tsunami İzleme ve Değerlendirme Merkezi (BDTİM), Deprem Sorgulama Sistemi, 34684, Çengelköy, İstanbul,
<http://www.koeri.boun.edu.tr/sismo/zeqdb/>, (16.05.2025)
- 2-Türkiye Cumhuriyeti İç İşleri Bakanlığı Afet ve Acil Durum Yönetimi Başkanlığı (AFAD) Veritabanı, Ankara, <http://www.deprem.gov.tr>, (16.05.2025)
- 3-MathWorks (2022). *Econometrics Toolbox 6.1*, Econometric Modeler App of MATLAB (R2022b), Natick, Massachusetts, United State.
<https://www.mathworks.com/help/econ/econometricmodeler-app.html>, (16.05.2025)
- 4- USGS (2023). *Global Earthquake Faults Database*. U.S. Geological Survey.
<https://earthquake.usgs.gov/data/faults>, (16.05.2025)