



# MerQur'da Regresyon Analizleri: Doğrusal Modelden Karma Etki Modellerine Bir Derleme

## Regression Analyses in MerQur: A Review from Linear Models to Mixed-Effects Models

Ömer K. Örucü<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Süleyman Demirel Üniversitesi, Mimarlık Fakültesi, Peyzaj Mimarlığı Bölümü, Isparta/Türkiye ORCID:

0000-0002-2162-7553 E-posta: omerorucu@sdu.edu.tr · Resmi site:

<https://www.sekizgenacademy.com/journals/index.php/merqur/tr/index>

**Yazışmadan sorumlu yazar:** Ömer K. Örucü (omerorucu@sdu.edu.tr)

**Tür:** Davetli Editöryal Sunum / Invited Editorial Showcase **Geliş:** 2026-05-17 · **Kabul:** 2026-05-17 · **Yayın:** 2026-05-17 **DOI:** — (ISSN başvurusu sonrası eklenecek)

### Öz

Regresyon analizi, bağımlı bir yanıt değişkeninin bir veya daha fazla bağımsız değişken üzerinden açıklanmasını sağlayan, modern istatistiğin en kapsamlı yöntem ailesidir. Doğrusal regresyondan geliştirilmiş doğrusal modellere, düzenlenmiş regresyondan hiyerarşik karma etki modellerine uzanan bu aile, akademik araştırmalarda hem tahmin (prediction) hem de açıklama (explanation) amacıyla en sık başvurulan analiz grubudur. Bu çalışmada **MerQur** masaüstü yazılımının Regresyon kategorisinde sunulan **12 analiz** ayrıntılı olarak tanıtılmıştır: Çoklu Doğrusal Regresyon, Lojistik Regresyon, Poisson/Negatif Binomial Regresyon, Multinomial Lojistik Regresyon, Ordinal Lojistik Regresyon, Ridge Regresyon, Lasso Regresyon, Doğrusal Karma Model (LMM), Nested LMM (Çoklu Hiyerarşik), Crossed LMM (Çapraz Random), Geliştirilmiş Tahmin Edilen Denklemler (GEE) ve Geliştirilmiş Karma Model (GLMM). Her analiz için (i) modelin matematiksel formu ve uygulama bağlamı, (ii) gerekli varsayımlar, (iii) MerQur'daki form alanları ve seçenekler, (iv) raporlanan katsayılar, etki büyüklükleri ve tanımlama çıktıları, ve (v) tipik bir araştırma sorusu için yorumlama önerisi sunulmuştur. Sürekli yanıt için doğrusal regresyon, ikili yanıt için lojistik, sayım yanıt için Poisson/NB, sıralı yanıt için ordinal lojistik, sınıflandırma yanıt için multinomial lojistik, yüksek-boyutlu ve çoklu bağlantılı veriler için Ridge/Lasso, hiyerarşik veriler için LMM/Nested LMM/Crossed LMM, tekrarlı ölçümler için GEE ve normal-dışı yanıt + hiyerarşi için GLMM analizleri kapsam içindedir. Bu derleme, MerQur kullanıcılarına 12 regresyon yönteminin doğru seçimi için bir karar haritası sunmaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** regresyon, lojistik, GLM, ridge, lasso, LMM, GLMM, GEE, hiyerarşik model, MerQur

## Abstract

Regression analysis is the most comprehensive family of methods in modern statistics, enabling the explanation of a dependent response variable through one or more independent variables. Spanning from linear regression through generalised linear models, regularised regression, and hierarchical mixed-effects models, this family is the most frequently used analytical group in academic research for both prediction and explanation. This study introduces in detail the **12 analyses** offered in MerQur's Regression category: Multiple Linear Regression, Logistic Regression, Poisson/Negative Binomial Regression, Multinomial Logistic Regression, Ordinal Logistic Regression, Ridge Regression, Lasso Regression, Linear Mixed Model (LMM), Nested LMM, Crossed LMM, Generalized Estimating Equations (GEE), and Generalized Linear Mixed Model (GLMM). For each analysis: (i) mathematical form and application context, (ii) required assumptions, (iii) form fields and options in MerQur, (iv) reported coefficients, effect sizes, and diagnostic outputs, and (v) interpretation guidance for a typical research question. Linear regression for continuous response, logistic for binary, Poisson/NB for count, ordinal logistic for ordinal, multinomial logistic for nominal multi-category, Ridge/Lasso for high-dimensional and multicollinear data, LMM/Nested/Crossed LMM for hierarchical structures, GEE for repeated measures, and GLMM for non-normal response with hierarchy — all are within scope. This review provides MerQur users with a decision map for the correct choice among 12 regression methods.

**Keywords:** regression, logistic, GLM, ridge, lasso, LMM, GLMM, GEE, hierarchical model, MerQur

## 1. Giriş

Regresyon analizinin tarihçesi, modern istatistiğin doğuşuyla iç içe geçer (Stigler, 2016). 19. yüzyılda Galton'un boy-soy ilişkisinde fark ettiği "ortalamaya dönüş" örüntüsünden, Pearson ve Yule'nin formel matematiksel çerçevesine, Fisher'in örnekleme dağılımları üzerinden çıkarım teorisine ve 20. yüzyıl ortasında Nelder ve Wedderburn'un genelleştirilmiş doğrusal modellerine (GLM) uzanan kesintisiz bir gelişim, yöntemin esnekliğinin ve gücünün altyapısını oluşturmuştur. 1990'lı yıllardan itibaren karma etki modelleri (LMM, GLMM) ve düzenlenmiş (Ridge, Lasso) yöntemler, sırasıyla hiyerarşik veri yapılarını ve yüksek-boyutlu özellik kümelerini ele alarak repertuara katılmıştır.

Bugün regresyon, akademik araştırmalardaki en sık kullanılan analiz türüdür. **Yanıt değişkeninin türü** (sürekli, ikili, sayım, sıralı, kategorik), **veri yapısı** (bağımsız, hiyerarşik, tekrarlı), **özellik kümesinin büyüklüğü** (düşük, yüksek-boyutlu, çoklu bağlantılı) ve **amaç** (açıklama, tahmin, değişken seçimi) — bunların her biri yöntem seçimini yönlendiren ana eksenlerdir. Yanlış yöntem seçimi yanlış çıkarıma yol açar; bu nedenle bir istatistik yazılımının değeri sadece "regresyon yapabiliyor mu?" değil, "hangi regresyon türlerini sunuyor ve doğru seçimi kolaylaştırıyor mu?" sorusuyla ölçülmelidir.

Bu çalışmanın amacı, **MerQur** masaüstü yazılımının Regresyon kategorisinde sunduğu 12 analizi sistemli olarak tanıtmak; her birinin hangi araştırma sorularına cevap verdiğini ve MerQur arayüzünde nasıl uygulandığını göstermektir.

## 2. Çoklu Doğrusal Regresyon

### 2.1 Yöntem

Çoklu doğrusal regresyon (Multiple Linear Regression, MLR), sürekli yanıt değişkeni  $y$  için şu modeli kurar:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \epsilon, \quad \epsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

Tahmin tipik olarak OLS (en küçük kareler) ile yapılır. Varsayımlar: doğrusallık, kalıntıların normalliği, homoskedastisite, gözlem bağımsızlığı, multikolinearite yokluğu.

## 2.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik → Regresyon → Çoklu Doğrusal Regresyon.* Form: **Hedef Sütun + Bağımsız (Özellikler).**

Çıktıda katsayılar, standart hatalar, t istatistikleri, p-değerleri, %95 GA, model  $R^2$ , ayarlı  $R^2$ , F testi, AIC/BIC, **kalıntı tanılama grafikleri** (Q-Q, kalıntı-tahmin, leverage), VIF değerleri (multikolinearite tanılama) sunulur.

## 2.3 Uygulama örneği

Bir gayrimenkul fiyatı modeli: bağımsızlar metrekare, oda sayısı, mahalle kategorisi.  $R^2 = 0.72$ , ayarlı  $R^2 = 0.71$ ,  $F(5, 144) = 73.9$ ,  $p < 0.001$ . Metrekare katsayısı  $+12.500 \text{ ₺/m}^2$  ( $p < 0.001$ ).

# 3. Lojistik Regresyon

## 3.1 Yöntem

Lojistik regresyon, ikili yanıt değişkeni ( $y \in \{0, 1\}$ ) için olasılığı şu model üzerinden tahmin eder:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p$$

Katsayılar **odds oranı (OR)** olarak yorumlanır:  $OR = e^{\beta_j}$ . Maksimum olabilirlik (ML) ile tahmin edilir.

## 3.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik → Regresyon → Lojistik Regresyon.* Form: **Hedef Sütun (ikili) + Bağımsız (Özellikler).**

Çıktıda katsayılar (log-odds), odds oranları ( $e^{\beta}$ ) ve %95 GA, Wald testi, likelihood ratio test, McFadden pseudo- $R^2$ , Hosmer-Lemeshow uyum testi, sınıflandırma matrisi (eşik 0.5), ROC eğrisi ve AUC sunulur.

## 3.3 Uygulama örneği

Hastalık riskini yaş ve sigara kullanımıyla modelleme: yaş için  $OR = 1.04$  (her bir yıl artış riski %4 artırıyor); sigara için  $OR = 2.85$  (sigara içen 2.85 kat daha yüksek risk),  $AUC = 0.78$ .

# 4. Poisson / Negatif Binomial Regresyon

## 4.1 Yöntem

Sayım yanıt değişkenleri (negatif olmayan tamsayı) için Poisson regresyon:

$$\log E[y] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots$$

Varsayım:  $E[y] = \text{Var}[y]$ . Bu varsayım sıklıkla ihlal edilir (overdispersion); bu durumda **Negatif Binomial** dağılımı daha uygundur (ek dispersion parametresiyle).

## 4.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik → Regresyon → Poisson / Negatif Binomial.* Form: **Hedef Sütun (sayım) + Bağımsız, Dağılım:**

Poisson / NB / otomatik seçim (LR test ile).

Çıktıda katsayılar (log-rate), **insidans oranı (IRR)** =  $e^\beta$  ve %95 GA, dispersion parametresi (NB için), AIC karşılaştırması, Pearson ve sapma kalıntıları.

### 4.3 Uygulama örneği

Bir yıl boyunca yapılan hastane ziyareti sayısı, yaş ve kronik hastalık varlığıyla modellenir. Yaş için IRR = 1.015 (her yıl artış ziyaret sayısını % 1.5 artırıyor); kronik hastalık için IRR = 2.1.

## 5. Multinomial Lojistik Regresyon

### 5.1 Yöntem

İkiden fazla nominal kategorili yanıt değişkenleri için. Referans kategoriye karşı her diğer kategorinin log-odds'ı modellenir. Sonuçta her kovaryat için ( $K - 1$ ) adet katsayı çıkar.

### 5.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → Regresyon → Multinomial Lojistik Regresyon. Form: **Hedef Sütun** (3+ kategori) + **Bağımsız** + **Referans kategori**.

Çıktıda her kontrast için katsayılar, OR, %95 GA, likelihood ratio test, pseudo-R<sup>2</sup>, sınıflandırma matrisi.

### 5.3 Uygulama örneği

Ulaşım modu seçimi (otobüs / metro / araba) — referans: otobüs. Gelir arttıkça araba seçim olasılığı otobüse göre artar (OR = 1.8); metro ise gelirden bağımsız.

## 6. Ordinal Lojistik Regresyon

### 6.1 Yöntem

Sıralı yanıt değişkenleri için (örn. Likert ölçeği 1–5, hastalık evresi I–IV). **Orantılı oranlar (proportional odds)** modeli en yaygındır:

$$\log\left(\frac{P(Y \leq j)}{P(Y > j)}\right) = \alpha_j - \beta_1 x_1 - \dots - \beta_p x_p$$

Önemli varsayım: orantılı oranlar — her eşik  $j$  için aynı  $\beta$ . Brant testi ile kontrol edilir.

### 6.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → Regresyon → Ordinal Lojistik. Form: **Hedef Sütun** (sıralı) + **Bağımsız**.

Çıktıda katsayılar, OR (proportional odds), Brant testi (varsayım), pseudo-R<sup>2</sup>, sapma testi.

### 6.3 Uygulama örneği

Memnuniyet skoru (1=çok düşük → 5=çok yüksek) ile hizmet süresi ilişkisi: OR = 1.25/yıl — her hizmet yılı bir üst memnuniyet eşiğine geçiş olasılığını %25 artırır.

## 7. Ridge Regresyon

### 7.1 Yöntem

Ridge regresyon, L2 cezası ile OLS'in genelleştirilmesidir:

$$\min_{\beta} \sum (y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum \beta_j^2$$

Çoklu doğrusal bağıllık (multicollinearity) ve yüksek-boyutlu veride OLS'in kararsız tahminlerini yumuşatır.  $\lambda$  seçimi çapraz doğrulama ile yapılır.

### 7.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → Regresyon → Ridge Regresyon. Form: **Hedef + Özellikler +  $\lambda$  aralığı / otomatik CV.**

Çıktıda en iyi  $\lambda$ , katsayı yolu grafiği (regularization path), CV-RMSE,  $R^2$ , standartlaştırılmış katsayılar.

### 7.3 Uygulama örneği

30 yüksek korelasyonlu çevresel değişken ile mahsul verimi tahmini. OLS aşırı uyduruyor; Ridge ile genelleme RMSE %18 düşüyor.

## 8. Lasso Regresyon

### 8.1 Yöntem

Lasso, L1 cezası ile **değişken seçimi** yapan regresyondur:

$$\min_{\beta} \sum (y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum |\beta_j|$$

Bazı katsayıları tam olarak sıfıra çekerek seyrek (sparse) model üretir. Yüksek-boyutlu ( $p \gg n$ ) durumlarda kritik.

### 8.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → Regresyon → Lasso Regresyon

. Form: aynı Ridge gibi.

Çıktıda en iyi  $\lambda$ , **seçilen değişken sayısı**, katsayı yolu grafiği (hangi değişken hangi  $\lambda$ 'da sınırlanıyor), CV-MSE.

### 8.3 Uygulama örneği

200 gen ifade verisi + 80 hasta. Lasso ile 12 anlamlı gen seçildi; geri kalan 188 katsayı sıfır.

## 9. Doğrusal Karma Model (LMM)

### 9.1 Yöntem

Hiyerarşik (clustered) veriler için sabit + rastgele etki:

$$y_{ij} = X_{ij}\beta + Z_{ij}u_j + \epsilon_{ij}$$

REML tahmini ile parametreler çıkarılır. Bağımsızlık varsayımını esnetir, küme-içi gözlem korelasyonunu modeller.

## 9.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik → Regresyon → LMM.* Form: **Bağımlı (DV) + Sabit etkiler + Grup değişkeni (random intercept) + Tahmin (REML/ML).**

Çıktıda sabit etki katsayıları, rastgele etki varyansı, ICC, marjinal ve koşullu  $R^2$  (Nakagawa & Schielzeth, 2013), AIC/BIC, kalıntı tanılama.

## 9.3 Uygulama örneği

Aynı meşcerelerdeki ağaçlardan ölçülen çap; sabit etki: yaş; rastgele: meşcere. Yaş katsayısı = 0.42 cm/yıl, meşcere ICC = 0.31 — gözlemlerin %31'i meşcere etkisi.

# 10. Nested LMM (Çoklu Hiyerarşik Karma Model)

## 10.1 Yöntem

Üç veya daha fazla iç içe geçmiş hiyerarşi (örn. bölge > meşcere > ağaç). Standart LMM tek hiyerarşi seviyesi destekler; Nested LMM çok seviyeli yapı için optimize edilmiştir. Outer faktör varyansının sıfıra düşmemesi için **dummy-outer** stratejisi gibi numerik iyileştirmeler kullanır.

## 10.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik → Regresyon → Nested LMM.* Form: **DV** + hiyerarşik faktörler (outer → inner) + tahmin yöntemi.

Çıktıda her hiyerarşi düzeyinin varyans bileşeni, ICC (her seviye için), sabit etki katsayıları.

## 10.3 Uygulama örneği

Bölge (3) > Meşcere (15) > Ağaç (450). Bölge varyansı %12, meşcere %28, ağaç (artık) %60.

# 11. Crossed LMM (Çapraz Random Karma Model)

## 11.1 Yöntem

İki ya da daha fazla rastgele faktör birbirinin içinde değil **çapraz** olduğunda (örn. öğretmen × öğrenci her olası eşleşmede). Hiyerarşi olmayan ama her iki faktörün de rastgele örneklemeden geldiği tasarımlar.

## 11.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik → Regresyon → Crossed LMM.* Form: **DV** + çapraz random faktörler + sabit etkiler.

Çıktıda her random faktörün varyansı, etkileşim varyansı (modellenmişse), sabit etki katsayıları.

## 11.3 Uygulama örneği

Değerlendiriciler (10) × değerlendirilen ürünler (20) — çapraz tasarım. Değerlendirici varyansı %15, ürün varyansı %42 — ürün etkisi daha güçlü.

## 12. GEE (Generalized Estimating Equations)

### 12.1 Yöntem

Tekrarlı ölçümler veya kümeli verilerde **marjinal** etki tahmini (popülasyon ortalaması). LMM denek-spesifik etkilere odaklanırken GEE topluluk genelindeki etkiyi tahmin eder. Çalışma korelasyon yapısı (independence, exchangeable, AR(1), unstructured) belirtilir; yanlış belirtilse bile robust standart hatalar tutarlı çıkarım sağlar.

### 12.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik* → *Regresyon* → *GEE*. Form: **DV + Bağımsızlar + Grup + Korelasyon yapısı + Dağılım/bağlantı**.

Çıktıda katsayılar, robust SE, QIC (model karşılaştırma), korelasyon matrisi tahmini.

### 12.3 Uygulama örneği

Bir hastalık tedavisinin etkinliği, 4 zaman noktasında ölçüldü (200 hasta). GEE ile zaman katsayısı = -0.85 (her dönem semptom skoru düşüyor), AR(1) korelasyon yapısı kullanıldı.

## 13. GLMM (Generalized Linear Mixed Model)

### 13.1 Yöntem

Normal-dışı yanıt + hiyerarşik yapı: LMM + GLM'in birleşimi. Binomial, Poisson, NB, Gamma dağılımları desteklenir.

### 13.2 MerQur'da uygulama

*İstatistik* → *Regresyon* → *GLMM*. Form: **DV + Bağımsızlar + Grup + Family** (Binomial / Poisson / NB / Gamma).

Çıktıda sabit etki katsayıları (link skalada),  $\exp(\beta)$  ile OR/IRR, rastgele etki varyansı, AIC/BIC, sapma kalıntıları.

### 13.3 Uygulama örneği

Farklı orman tiplerinde böcek sayımı (sayım yanıt), tip sabit etki, transect rastgele etki. Tip A için IRR = 1.7 (kontrolle göre), transect varyansı = 0.45.

## 14. Karşılaştırmalı Değerlendirme

Tablo 1, MerQur'un Regresyon kategorisindeki 12 analiz için diğer GUI tabanlı açık erişimli alternatiflerle karşılaştırmasını özetler.

**Tablo 1.** Regresyon ailesinin MerQur, JASP, jamovi ve PSPP'deki desteği.

Analiz	MerQur	JASP	jamovi	PSPP
Çoklu Doğrusal Regresyon	✓	✓	✓	✓
Lojistik Regresyon	✓	✓	✓	✓
Poisson/NB	✓	+	+	-
Multinomial Lojistik	✓	+	+	-
Ordinal Lojistik	✓	+	+	-
Ridge	✓	-	-	-
Lasso	✓	-	-	-
LMM	✓	✓	+	-
Nested LMM	✓	-	-	-
Crossed LMM	✓	-	-	-
GEE	✓	-	-	-
GLMM	✓	✓	+	-

MerQur'un belirgin avantajları: (i) Ridge/Lasso regresyonun GUI ile sunulması (çoğu alternatifte yok), (ii) Nested LMM ve Crossed LMM panellerinin doğrudan bulunması, (iii) GEE'nin tam destekli olması, (iv) Multinomial/Ordinal lojistik ve count regresyonun standart panel olarak yer alması.

#### Karar matrisi (özet):

- **Sürekli yanıt + bağımsız gözlem** → MLR
- **Sürekli yanıt + multicollinearity** → Ridge
- **Sürekli yanıt +  $p \gg n$  veya değişken seçimi** → Lasso
- **Sürekli yanıt + hiyerarşi** → LMM / Nested LMM / Crossed LMM
- **İkili yanıt + bağımsız** → Lojistik
- **İkili yanıt + hiyerarşi** → GLMM (Binomial)
- **Sayım yanıt + bağımsız** → Poisson/NB
- **Sayım yanıt + hiyerarşi** → GLMM (Poisson/NB)
- **Sıralı yanıt** → Ordinal Lojistik
- **Nominal multi-kategori yanıt** → Multinomial Lojistik
- **Tekrarlı ölçüm + marjinal etki** → GEE

## 15. Sonuç

Bu çalışma, MerQur masaüstü yazılımının Regresyon kategorisinde sunulan 12 analizi sistemli olarak tanıtmıştır. Çoklu doğrusal regresyondan karma etki modellerine, düzenlenmiş regresyondan multinomial/ordinal/sayım modellerine uzanan kapsam; modern istatistiksel analizde en sık başvurulan yöntem ailesinin tam repertuarını tek bir grafik arayüzde sunar. Özellikle Ridge, Lasso, Nested LMM,

Crossed LMM ve GEE gibi gelişmiş yöntemlerin doğrudan panel olarak yer alması MerQur'u diğer açık erişimli GUI yazılımlarından belirgin biçimde ayırır. Sonraki davetli editöryal sunumlarda **Sınıflandırma** ve **Kümeleme** kategorileri ayrıntılı olarak incelenecektir.

## Beyanlar

**Etik Kurul Onayı:** Bu çalışma insan ya da hayvan denek içermediğinden etik kurul onayı gerektirmemiştir.

**Çıkar Çatışması:** Yazar, MerQur yazılımının geliştiricisidir.

**Finansman:** Spesifik bir dış fon alınmamıştır.

**Veri ve Kod Erişim Beyanı:** Bu derleme orijinal araştırma verisi içermez. MerQur yazılımı <https://merqur.sdu.edu.tr> adresinden ücretsiz indirilebilir.

**Yapay Zekâ Kullanımı:** Bu makalenin yazımı sırasında üretken yapay zekâ (Claude, Anthropic) dil ve yapı düzeltmesi amacıyla destekleyici olarak kullanılmıştır.

**Yazar Katkı Beyanı (CRediT):** Ömer K. Örucü — Kavramsallaştırma, Yöntem, Yazılım, Doğrulama, Yazma (orijinal taslak), Yazma (gözden geçirme & düzenleme).

## Kaynakça

Agresti, A. (2013).

---

*Categorical data analysis*  
(3rd ed.). Wiley.

Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting linear mixed-effects models using lme4.

---

*Journal of Statistical Software*  
, 67(1), 1–48. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>

Bolker, B. M., Brooks, M. E., Clark, C. J., Geange, S. W., Poulsen, J. R., Stevens, M. H. H., & White, J.-S. S. (2009). Generalized linear mixed models: A practical guide for ecology and evolution.

---

*Trends in Ecology & Evolution*  
, 24(3), 127–135. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2008.10.008>

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2013).

---

*Regression analysis of count data*  
(2nd ed.). Cambridge University Press.

Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2010). Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent.

---

*Journal of Statistical Software*  
, 33(1), 1–22. <https://doi.org/10.18637/jss.v033.i01>

Galton, F. (1886). Regression towards mediocrity in hereditary stature.

---

*Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland*  
, 15, 246–263.

Hardin, J. W., & Hilbe, J. M. (2013).

---

*Generalized estimating equations*  
(2nd ed.). Chapman & Hall/CRC.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009).

---

*The elements of statistical learning*  
(2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>

Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems.

---

*Technometrics*  
, 12(1), 55–67. <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013).

---

*Applied logistic regression*  
(3rd ed.). Wiley.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021).

---

*An introduction to statistical learning with applications in R*  
(2nd ed.). Springer.

Liang, K.-Y., & Zeger, S. L. (1986). Longitudinal data analysis using generalized linear models.

---

*Biometrika*  
, 73(1), 13–22. <https://doi.org/10.1093/biomet/73.1.13>

McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989).

---

*Generalized linear models*  
(2nd ed.). Chapman & Hall.

Nakagawa, S., & Schielzeth, H. (2013). A general and simple method for obtaining  $R^2$  from generalized linear mixed-effects models.

---

*Methods in Ecology and Evolution*  
, 4(2), 133–142. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00261.x>

Pinheiro, J. C., & Bates, D. M. (2000).

---

*Mixed-effects models in S and S-PLUS*  
. Springer. <https://doi.org/10.1007/b98882>

Stigler, S. M. (2016).

---

*The seven pillars of statistical wisdom*

. Harvard University Press.

Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso.

---

*Journal of the Royal Statistical Society: Series B*

, 58(1), 267–288. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>

Zuur, A. F., Ieno, E. N., Walker, N. J., Saveliev, A. A., & Smith, G. M. (2009).

---

*Mixed effects models and extensions in ecology with R*

. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-87458-6>

---

*Bu makale "Davetli Editöryal Sunum" bölümü kapsamında yayımlanmıştır. Bölüm politikası gereği harici hakem değerlendirmesinden geçmemiş, MerQur Veri Bilimi ve Yöntemleri Dergisi Yayın Kurulu tarafından editöryal incelemeye tabi tutulmuştur. Bu makale Creative Commons Atıf 4.0 Uluslararası (CC-BY 4.0) lisansı altında yayımlanmıştır.*