



MerQur'da ⚡ İleri Düzey Analizler: VARCOMP'tan Bayesian Linear'a, Mediation'dan Multiple Imputation'a

⚡ Advanced Analyses in MerQur: From VARCOMP to Bayesian Linear, from Mediation to Multiple Imputation

Ömer K. Örucü¹

¹ 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 · **Yayım:** 2026-05-17 **DOI:** — (ISSN başvurusu sonrası eklenecek)

Öz

İleri düzey istatistiksel analizler, klasik regresyon ve karşılaştırma testlerinin sınırlarını aşan; varyans bileşenlerini ayrıştıran, doğrusal olmayan ilişkileri esnek biçimde modelleyen, aykırı değerlere veya farklı kantillere odaklanan, sansürlü ve doğal sınırlı verileri ele alan, kavramsal aracılık ve yapısal yol modellerini sınavan, Bayesian çıkarım ile prior bilgi entegre eden ve eksik veriyi çoklu imputasyonla yöneten yöntemleri kapsar. Bu çalışmada **MerQur** masaüstü yazılımının ⚡ İleri Düzey kategorisinde sunulan **15 analiz** ayrıntılı olarak tanıtılmıştır: VARCOMP (Varyans Bileşenleri Analizi), GAM (Genelleştirilmiş Eklemeli Modeller), Non-Linear Regresyon, Robust Regresyon (M-tahminleyici), Quantile Regresyon, Düzenleştirilmiş Regresyon (LASSO/Ridge/ElasticNet), Partial Least Squares (PLS), Probit Regresyon, Tobit Regresyon (Censored), Conditional Logit, Bayesian Linear Regresyon, Mediation Analysis, Path Analysis, Diskriminant Analizi (LDA/QDA) ve Multiple Imputation. Her analiz için (i) yöntemin matematiksel temeli ve uygulama bağlamı, (ii) gerekli varsayımlar, (iii) MerQur'daki form alanları ve parametre seçenekleri, (iv) raporlanan istatistikler ve çıktılar, ve (v) tipik bir araştırma sorusu için yorumlama önerisi sunulmuştur. Varyans bileşenleri analizinden Bayesian çıkarıma uzanan bu yöntem ailesi, akademik araştırmacının metodolojik repertuarını köklü biçimde genişletir. ⚡ İleri Düzey kategorisi, MerQur'un "GUI tabanlı ileri analiz" iddiasının somut göstergesidir: R/Python ekosisteminde her biri ayrı paket öğrenmeyi gerektiren bu yöntemler tek bir grafik arayüzde toplanmıştır.

Anahtar Kelimeler: VARCOMP, GAM, robust regresyon, quantile regresyon, ElasticNet, Bayesian, mediation, path analysis, LDA, multiple imputation, MerQur

Abstract

Advanced statistical analyses encompass methods that go beyond classical regression and comparison tests: decomposing variance components, flexibly modelling non-linear relationships, focusing on outliers or different quantiles, handling censored and naturally bounded data, testing conceptual mediation and structural path models, integrating prior information through Bayesian inference, and managing missing data through multiple imputation. This study introduces in detail the **15 analyses** offered in MerQur's ⚡ Advanced category: VARCOMP (Variance Components Analysis), GAM (Generalised Additive Models), Non-Linear Regression, Robust Regression (M-estimator), Quantile Regression, Regularised Regression (LASSO/Ridge/ElasticNet), Partial Least Squares (PLS), Probit Regression, Tobit Regression (Censored), Conditional Logit, Bayesian Linear Regression, Mediation Analysis, Path Analysis, Discriminant Analysis (LDA/QDA), and Multiple Imputation. For each: (i) mathematical basis and application context, (ii) required assumptions, (iii) form fields and parameters in MerQur, (iv) reported statistics and outputs, and (v) interpretation guidance for a typical research question. This family — from variance components to Bayesian inference — fundamentally expands the methodological repertoire of academic researchers. The ⚡ Advanced category is the concrete manifestation of MerQur's claim to "GUI-based advanced analysis": these methods, which would each require learning a separate package in the R/Python ecosystem, are gathered within a single graphical interface.

Keywords: VARCOMP, GAM, robust regression, quantile regression, ElasticNet, Bayesian, mediation, path analysis, LDA, multiple imputation, MerQur

1. Giriş

İstatistiksel analizin klasik repertuarı (t-testi, ANOVA, doğrusal regresyon, lojistik regresyon, ki-kare) modern akademik araştırmaların bir bölümünü karşılar — ama önemli bir kısmı bu klasik araç kümesinin dışında kalır. Hiyerarşik varyans yapılarını ayırıştırma, doğrusal olmayan kovaryat etkilerini modelleme, aykırı değerlerin etkisini sınırlama, dağılımın farklı bölgelerine (medyan, üst kantiller) odaklanma, sansürlü veya doğal sınırlı yanıt değişkenlerini ele alma, kavramsal aracılık zincirlerini ve yapısal yol modellerini test etme, Bayesian çıkarımla önsel bilgi entegre etme, çok değişkenli sınıflandırma analizleri yapma, eksik veriyi sistematik biçimde yönetme — bunların her biri farklı bir metodolojik aileye karşılık gelir.

R/Python ekosisteminde bu yöntemlerin her biri ayrı bir paketle çağrılır: `lme4` (LMM/VARCOMP), `mgcv` (GAM), `MASS` ve `quantreg` (robust/quantile), `glmnet` (regularization), `pls` (PLS), `rstanarm` / `brms` (Bayesian), `lavaan` (path/mediation), `MASS::lda` (discriminant), `mice` (multiple imputation). Her paketin kendi sözdizimi, kendi öğrenme eğrisi vardır. Akademik bir araştırmacının bu metodolojik genişliğe komut satırı üzerinden erişmesi mümkün; ancak günlük araştırma akışında zaman alıcıdır.

MerQur'un ⚡ İleri Düzey kategorisi, bu metodolojik genişliği tek bir grafik arayüzde toplar. Bu çalışmada kategori altındaki 15 analiz tek tek tanıtılmaktadır.

2. VARCOMP — Varyans Bileşenleri Analizi

2.1 Yöntem

VARCOMP, sayısal bir yanıt değişkeninin toplam varyansını hiyerarşik rastgele faktörlerin katkılarına ayırır. SAS PROC VARCOMP eşdeğeridir. Saf rastgele etki modeli kullanır:

$$y_{ij\dots} = \mu + a_i + b_{j(i)} + \dots + \epsilon, \quad a_i \sim N(0, \sigma_A^2), \quad b_{j(i)} \sim N(0, \sigma_B^2)$$

REML tahmini ile her bir varyans bileşeni $\sigma_A^2, \sigma_B^2, \dots, \sigma_\epsilon^2$ ve toplam varyansa katkı yüzdeleri hesaplanır. Klasik kullanım alanları: orman/hayvan ıslahı (heritability), eğitim ölçümünde generalizability theory, klinik laboratuvarında inter/intra-laboratuvar değişkenlik.

2.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → VARCOMP

. Form alanları:

- **Bağımlı (sayısal DV):** sayısal yanıt
- **Random faktörler:** dinamik N satır; her satırda faktör sütunu + “üst faktörde nested” checkbox
- **+ Faktör ekle butonu:** sınırsız sayıda faktör eklenebilir
- **Tahmin yöntemi:** REML / ML

Çıktıda her bileşenin varyans tahmini, %95 GA, toplam varyansa yüzde katkısı, ICC ve (uygunsa) **heritability** (h^2) yorumu, otomatik diagnostik notlar.

2.3 Uygulama örneği

Bir orman tohum testinde 3 hiyerarşik düzey: orijin > aile > birey. Birey çapı için varyans bileşenleri: orijin %18, aile %32, birey artığı %50. Aile-içi heritability $h^2 \approx 0.32$.

3. GAM — Genelleştirilmiş Eklemeli Modeller

3.1 Yöntem

GAM, kovaryatların yanıt üzerindeki etkisini parametrik olmayan **smooth fonksiyonlar** ile modelleyen modeldir:

$$g(E[y]) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_p(x_p)$$

Her f_j cezalandırılmış spline; cezalandırma katsayısı REML veya GCV ile veriden tahmin edilir. Wood (2017) modern referanstır.

3.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → GAM

. Form: yanıt + kovaryatlar (her biri “doğrusal” veya “smooth” işaretlenir) + baz fonksiyon türü (thin-plate, cubic) + maksimum baz boyutu (k).

Çıktıda doğrusal terim katsayıları, smooth terim için F testi + edf, sapma açıklayıcılığı, REML/GCV skoru, **kısmi etki grafikleri** %95 güven bantlı.

3.3 Uygulama örneği

Tür dağılım modeli: varlık olasılığı sıcaklık ve yağışın doğrusal olmayan fonksiyonu. Smooth(sıcaklık) edf = 4.2 (doğrusaldan uzak), smooth(yağış) edf = 2.1 (yaklaşık ikinci dereceden). Sapma açıklayıcılığı %47.

4. Non-Linear Regresyon

4.1 Yöntem

Doğrusal olmayan parametrik fonksiyonlar (Michaelis-Menten, lojistik büyüme, üstel azalma, Weibull):

$$y = f(x; \theta) + \epsilon$$

Parametreler iteratif olarak (Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt) tahmin edilir. Doğru başlangıç değerleri yakınsama için kritiktir.

4.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Non-Linear Regresyon

. Form: yanıt + kovaryat(lar) + fonksiyon şablonu (yaygın 8 form) veya kullanıcı tanımlı formül + başlangıç parametreleri.

Çıktıda parametre tahminleri, asimptotik SE, %95 GA, sapma kalıntıları, gözlenen vs uydurulmuş grafik, RMSE.

4.3 Uygulama örneği

Bakteri büyümesi: lojistik büyüme modeli $y = K/(1 + e^{-r(t - t_0)})$. $K = 4.2$, $r = 0.18/\text{saat}$, $t_0 = 12.4$ saat.

5. Robust Regresyon (M-tahminleyici)

5.1 Yöntem

OLS, aykırı değerlerin etkisinde aşırı sapar. Robust regresyon, aykırıları daha az ağırlık veren M-tahminleyiciler (Huber, bisquare, Hampel) kullanır. **Breakdown point** (aykırı kontaminasyon dayanıklılığı) yöntem seçiminde anahtardır.

5.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Robust Regresyon

. Form: yanıt + bağımsızlar + M-tahminleyici tipi (Huber/Bisquare/Hampel) + threshold parametresi.

Çıktıda robust katsayılar + standart hatalar, OLS karşılaştırması, her gözlem için ağırlıklar, aykırı vurgu.

5.3 Uygulama örneği

Tıbbi laboratuvar verisinde 5 aykırı değer var. OLS: $\beta_1 = 1.42$; Huber-M: $\beta_1 = 0.89$. OLS aşırı etkilendi; Huber-M daha tutarlı.

6. Quantile Regresyon

6.1 Yöntem

OLS ortalama yanıtı modellerken, quantile regresyon belirli bir kantili (medyan $q = 0.5$, üst kantil $q = 0.9$ vd.) modellemek için kullanılır. Asimetrik kayıp fonksiyonu minimize eder. Aykırıları dayanıklı; ayrıca dağılımın farklı bölümlerinin kovaryatlarla nasıl ilişkili olduğunu görmeyi sağlar (Koenker, 2005).

6.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Quantile Regresyon

. Form: yanıt + bağımsızlar + kantil değeri (0.25, 0.5, 0.75 vb. — birden fazla seçilebilir).

Çıktıda her kantil için katsayılar, **kantil profil grafiği** (katsayıların kantile göre değişimi), bootstrap güven aralıkları.

6.3 Uygulama örneği

Gelir-eğitim ilişkisinde medyan eğitim 4.500₺/yıl; üst %90 kantilinde 8.200₺/yıl. Eğitim üst gelirleri orantısız artırıyor.

7. Düzenleştirilmiş Regresyon (LASSO/Ridge/ElasticNet)

7.1 Yöntem

Yüksek boyutlu veya çoklu doğrusal bağılılığı olan veri için ceza terimli regresyon:

- **Ridge** (L2): $\lambda \sum \beta_j^2$ — multicollinearity tedavisi
- **LASSO** (L1): $\lambda \sum |\beta_j|$ — değişken seçimi
- **ElasticNet** (α karışım): $\lambda[\alpha \sum |\beta_j| + (1 - \alpha) \sum \beta_j^2]$ — her ikisinin dengesi

λ ve α çapraz doğrulama ile seçilir.

7.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Düzenleştirilmiş Regresyon

. Form: yanıt + özellikler + tip (Ridge/LASSO/ElasticNet) + α (ElasticNet için) + λ arama aralığı / otomatik CV.

Çıktıda en iyi λ (ve α), katsayı yolu grafiği, CV-RMSE, seçilen değişken sayısı (LASSO/ENet), R^2 .

7.3 Uygulama örneği

50 metabolomik özellik + 100 hasta. ElasticNet ($\alpha = 0.5$) ile 18 değişken seçildi; CV-RMSE OLS'e göre %22 düşük.

8. Partial Least Squares (PLS) Regresyon

8.1 Yöntem

PLS, hem X hem Y'deki varyans yapısını eş zamanlı dikkate alarak X ve Y arasındaki kovaryansı maksimize eden latent değişkenler oluşturur. Yüksek-boyutlu $p \gg n$ verilerinde, özellikle spektroskopik/kemometri/genomikte yaygındır.

8.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → PLS

. Form: yanıt(lar) + özellikler + bileşen sayısı (CV ile otomatik veya manuel).

Çıktıda her bileşenin açıkladığı X ve Y varyansı, VIP (variable importance projection) skorları, RMSE, predicted vs observed grafiği.

8.3 Uygulama örneği

NIR spektroskopisi (500 dalga boyu) ile protein içeriği tahmini. PLS-3 bileşen, RMSE-CV = 0.34%, $R^2 = 0.91$.

9. Probit Regresyon

9.1 Yöntem

İkili yanıt için lojistik regresyonun **probit bağlantı fonksiyonlu** alternatifi:

$$P(y = 1) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots)$$

burada Φ standart normal kümülatif dağılım fonksiyonudur. Lojistik ve probit çok benzer sonuçlar verir; probit ekonometri/sosyal bilimlerde latent değişken yorumu için tercih edilir.

9.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Probit Regresyon

. Form: ikili yanıt + bağımsızlar.

Çıktıda probit katsayıları, marjinal etkiler (her örnek için ortalama), pseudo- R^2 , AIC.

9.3 Uygulama örneği

Kredi onayı veri seti: gelir ve borç oranı probit modeli. Gelir marjinal etkisi +0.0042 — gelir 10 birim arttığında onay olasılığı %4.2 artıyor.

10. Tobit Regresyon (Censored)

10.1 Yöntem

Yanıt değişkeni belirli bir eşiğin altında (veya üstünde) **sansürlü** olduğunda kullanılır. Örnek: harcama (negatif olmaz, 0'da sansürlü), yaş (üst sınır), ölçüm cihazı alt limiti. Tobit (Tobin, 1958) maksimum olasılıkla hem sansürlü hem sansürsüz gözlemleri birlikte ele alır.

10.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Tobit Regresyon

. Form: yanıt + bağımsızlar + sansür eşik(leri) (alt/üst).

Çıktıda Tobit katsayıları, marjinal etkiler (latent ve gözlenen yanıt için), σ tahmini, log-likelihood.

10.3 Uygulama örneği

Aile harcama verisinde lüks ürün harcaması %30 hanede 0₺. Tobit ile gelir katsayısı = 0.18; OLS bunu küçümseyerek 0.12 verir.

11. Conditional Logit (Choice Model)

11.1 Yöntem

Discrete choice modelleme: bir karar verici, sınırlı bir alternatif kümesinden bir tanesini seçer. Alternatif-spesifik özellikler (fiyat, mesafe, marka) ve birey-spesifik özellikler birlikte kullanılır. McFadden'in conditional logit modeli (McFadden, 1974) bu çerçevenin temelidir.

11.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Conditional Logit

. Form: long-format veri (birey × alternatif satırları) + seçim indikatörü + alternatif-spesifik özellikler.

Çıktıda alternatif-spesifik katsayılar, **willingness-to-pay** hesaplamaları (uygun olduğunda), McFadden ρ^2 , log-likelihood ratio.

11.3 Uygulama örneği

Ulaşım modu tercihi (otobüs/metro/araba/taksi). Maliyet katsayısı = -0.05 (1₺ artış seçim olasılığını azaltıyor); zaman katsayısı = -0.08/dakika.

12. Bayesian Linear Regresyon

12.1 Yöntem

Klasik (frequentist) regresyon, parametrelere bir nokta tahmin verir; Bayesian regresyon ise parametreler için **posterior olasılık dağılımı** üretir. Önsel (prior) bilgi modelle birleştirilir; MCMC örneklemeyle posterior çıkarılır. Avantajları: belirsizlik kuantifikasyonu, küçük örneklemlerde daha iyi performans, hiyerarşik yapılarla doğal uyum (Gelman ve ark., 2013).

12.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Bayesian Linear Regresyon

. Form: yanıt + bağımsızlar + prior türü (zayıf bilgilendirici / Cauchy / Normal) + MCMC ayarları (chain, iter).

Çıktıda her katsayı için posterior ortalama, medyan, %95 credible interval, trace grafiği, R-hat (yakınsama), efektif örneklem büyüklüğü.

12.3 Uygulama örneği

Küçük örneklemlerle (n = 30) klinik çalışma. β_1 posterior ortalama = 0.42, %95 CI = [0.18, 0.66]. OLS GA'sı daha geniş; Bayesian prior bilgi yardımıyla daha sıkı tahmin.

13. Mediation Analysis

13.1 Yöntem

Aracılık (mediation) analizi, bağımsız değişken X'in bağımlı değişken Y üzerindeki etkisinin ne kadarının bir aracı M üzerinden geçtiğini sayısallaştırır (Baron & Kenny, 1986; Hayes, 2017). Doğrudan etki, dolaylı etki, toplam etki ve aracılık oranı raporlanır. Bootstrap güven aralıkları standart yöntemdir.

13.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Mediation Analysis. Form: **X (bağımsız) + M (aracı) + Y (bağımlı)** + bootstrap replikat sayısı.

Çıktıda a, b, c, c' yolları, dolaylı etki $a \times b$, %95 bootstrap CI, Sobel testi, aracılık tipi (tam/kısmi/yok).

13.3 Uygulama örneği

Stres → uyku kalitesi → akademik performans. Dolaylı etki = -0.18, %95 BCa CI = [-0.27, -0.10]. Uyku kalitesi stresin performans üzerindeki etkisinin önemli aracısı.

14. Path Analysis

14.1 Yöntem

Yapısal yol analizi, birden çok bağımlı değişkeni ve karmaşık nedensel zincirleri tek model halinde test eder. Mediation'ın çok değişkenli genellemesidir. Lavaan tarzı modeller MerQur'da basit sözdizimiyle tanımlanır.

14.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Path Analysis. Form: model sözdizimi (örn. $Y \sim X1 + X2; X1 \sim X3$) + tahmin yöntemi (ML / GLS) + standart hata yöntemi.

Çıktıda her yolun katsayısı + SE + p, model uyum indeksleri (χ^2 , CFI, TLI, RMSEA, SRMR), modifikasyon indeksleri, **yol diyagramı**.

14.3 Uygulama örneği

Çevre tutumu → ekonomi tutumu → satın alma niyeti zincirini kontrol değişkenleriyle teste tabi tutmak. CFI = 0.96, RMSEA = 0.04 (iyi uyum).

15. Diskriminant Analizi (LDA / QDA)

15.1 Yöntem

Lineer (LDA) ve kuadratik (QDA) diskriminant analizleri, sınıflar arasında en iyi ayırt eden lineer/kuadratik fonksiyonları bulan klasik sınıflandırma yöntemleridir. Sınıf-içi kovaryans matrisinin yapısı (eşit / farklı) seçimi belirler. LDA ayrıca bir boyut indirgeme tekniği olarak da kullanılır.

15.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Diskriminant Analizi (LDA/QDA)

. Form: hedef (kategorik) + özellikler (sayısal) + tip (LDA/QDA/otomatik) + grup-içi kovaryans eşitliği testi (Box's M).

Çıktıda diskriminant fonksiyon katsayıları, sınıflandırma matrisi, CV-doğruluk, Wilks's Λ (anlamlılık), 2D diskriminant skor scatter (3+ sınıf için).

15.3 Uygulama örneği

İris veri seti (3 tür \times 4 özellik). LDA: 2 diskriminant fonksiyonu %95 varyansı açıklıyor, CV-doğruluk 0.97.

16. Multiple Imputation

16.1 Yöntem

Eksik veri için **çoklu imputasyon**: gözlenen veriden gelen bilgiye dayanarak eksik değerlerin olası birden çok değeri (genellikle $m = 5-20$) üretilir; her tam veri setiyle analiz çalıştırılır; sonuçlar Rubin kuralları ile birleştirilir (van Buuren, 2018). Eksik veriyi tek bir değerle doldurmaktan (single imputation) daha doğru standart hatalar sağlar.

16.2 MerQur'da uygulama

İstatistik → ⚡ İleri Düzey → Multiple Imputation

. Form: imputasyon değişkenleri + her birinin tipi (sürekli/kategorik) + m (imputasyon sayısı) + maxiter.

Çıktıda m adet tamamlanmış veri seti (sonraki analizlere besleme için), her eksik gözlem için imputasyon dağılımları, Rubin kuralları ile birleştirilmiş sonuçlar.

16.3 Uygulama örneği

%18 eksik veri içeren anket. Listewise silme $n = 142$ 'ye düşürür; $m = 10$ imputasyon ile $n = 218$ (tam) kullanılır; standart hatalar %12 daha dar.

17. Karşılaştırmalı Değerlendirme

Tablo 1, MerQur'un ⚡ İleri Düzey kategorisindeki 15 analizin diğer GUI tabanlı alternatiflerle karşılaştırmasını özetler.

Tablo 1. ⚡ İleri Düzey ailesinin MerQur, JASP, jamovi ve PSPP'deki desteği.

Analiz	MerQur	JASP	jamovi	PSP
VARCOMP	✓	-	-	-
GAM	✓	-	-	-
Non-Linear	✓	-	-	-
Robust Regresyon	✓	-	-	-
Quantile Regresyon	✓	-	-	-
Düzenleştirilmiş (LASSO/Ridge/EN)	✓	-	-	-
PLS	✓	-	-	-
Probit	✓	+	+	-
Tobit	✓	-	-	-
Conditional Logit	✓	-	-	-
Bayesian Linear	✓	✓	+	-
Mediation Analysis	✓	✓	+	-
Path Analysis	✓	+(SEM modülü)	+(modül)	-
Diskriminant (LDA/QDA)	✓	-	-	-
Multiple Imputation	✓	-	-	-

MerQur'un belirgin avantajı: bu 15 yöntemin **15'inin doğrudan panel olarak** sunulması — diğer açık erişim GUI yazılımlarında çoğu yok veya ek modül kurulumu gerekiyor.

18. Sonuç

Bu çalışma, MerQur masaüstü yazılımının ⚡ İleri Düzey kategorisinde sunulan 15 analizi sistemli olarak tanıtmıştır. Varyans bileşenleri analizinden Bayesian regresyona, mediation/path analizden multiple imputation'a uzanan kapsam; modern istatistiksel araştırma metodolojisinin orta-ileri seviye repertuarını tek bir grafik arayüzde toplar. Her analiz için varsayım kontrolleri ve tanılayıcı çıktılar otomatik sunulur. ⚡ İleri Düzey kategorisi, MerQur'un "GUI tabanlı ileri analiz" iddiasının somut göstergesidir — R/Python'da her biri ayrı paket öğrenmeyi gerektiren bu yöntemler komutsuz tek pencerede erişilebilirdir. Bu derleme, MerQur kullanıcılarına ileri düzey yöntem seçimi için bir karar haritası niteliğindedir. Sonraki davetli editöryal sunumda **Sağkalım** kategorisi 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. Örüçü — Kavramsallaştırma, Yöntem, Yazılım, Doğrulama, Yazma (orijinal taslak), Yazma (gözden geçirme & düzenleme).

Kaynakça

Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator–mediator variable distinction in social psychological research.

Journal of Personality and Social Psychology

, 51(6), 1173–1182. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173>

Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems.

Annals of Eugenics

, 7(2), 179–188. <https://doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>

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>

Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A., & Rubin, D. B. (2013).

Bayesian data analysis

(3rd ed.). Chapman and Hall/CRC.

Hayes, A. F. (2017).

Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis

(2nd ed.). Guilford Press.

Henderson, C. R. (1953). Estimation of variance and covariance components.

Biometrics

, 9(2), 226–252. <https://doi.org/10.2307/3001853>

Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter.

Annals of Mathematical Statistics

, 35(1), 73–101. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177703732>

Koenker, R. (2005).

Quantile regression

. Cambridge University Press.

Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression quantiles.

Econometrica

, 46(1), 33–50. <https://doi.org/10.2307/1913643>

McFadden, D. (1974). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In P. Zarembka (Ed.),

Frontiers in econometrics

(pp. 105–142). Academic Press.

Patterson, H. D., & Thompson, R. (1971). Recovery of inter-block information when block sizes are unequal.

Biometrika

, 58(3), 545–554. <https://doi.org/10.1093/biomet/58.3.545>

Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling.

Journal of Statistical Software

, 48(2), 1–36. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>

Rubin, D. B. (1987).

Multiple imputation for nonresponse in surveys

. Wiley.

Tobin, J. (1958). Estimation of relationships for limited dependent variables.

Econometrica

, 26(1), 24–36. <https://doi.org/10.2307/1907382>

van Buuren, S. (2018).

Flexible imputation of missing data

(2nd ed.). Chapman and Hall/CRC.

Wold, H. (1985). Partial least squares. In S. Kotz & N. L. Johnson (Eds.),

Encyclopedia of statistical sciences

(Vol. 6, pp. 581–591). Wiley.

Wood, S. N. (2017).

Generalized additive models: An introduction with R

(2nd ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315370279>

Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net.

Journal of the Royal Statistical Society: Series B
, 67(2), 301–320. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00503.x>

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.