

NİCEL KARAR YÖNTEMLERİ ALANINDA ULUSLARARASI ARAŞTIRMALAR VE DEĞERLENDİRMELER

Editor
ZELİHA KAYGISIZ ERTUĞ



BİDGE Yayınları

**NİCEL KARAR YÖNTEMLERİ ALANINDA
ULUSLARARASI ARAŞTIRMALAR VE
DEĞERLENDİRMELER**

Editör: ZELİHA KAYGISIZ ERTUĞ

ISBN: 978-625-372-718-5

1. Baskı

Sayfa Düzeni: Gözde YÜCEL

Yayınlama Tarihi: 2025-06-25

BİDGE Yayınları

Bu eserin bütün hakları saklıdır. Kaynak gösterilerek tanıtım için yapılacak kısa alıntılar dışında yayıncının ve editörün yazılı izni olmaksızın hiçbir yolla çoğaltılamaz.

Sertifika No: 71374

Yayın hakları © BİDGE Yayınları

www.bidgeyayinlari.com.tr - bidgeyayinlari@gmail.com

Krc Bilişim Ticaret ve Organizasyon Ltd. Şti.

Güzeltepe Mahallesi Abidin Daver Sokak Sefer Apartmanı No: 7/9 Çankaya /
Ankara



İÇİNDEKİLER

ÖĞRETMENLERDE ZAMAN YÖNETİMİ VE ZAMAN YÖNETİMİNİ ETKİLEYEN FAKTÖRLER	1
<i>ZELİHA KAYGISIZ ERTUĞ, SIDDEEQ SULAYMAN ALQALMAWI</i>	
ASSESSING CAUSAL INFERENCE WITH E-VALUE: A SENSITIVITY ANALYSIS APPROACH	21
<i>ELİF KOZAN</i>	
ENHANCING DUAL RESPONSE SURFACE METHODOLOGY THROUGH ROBUST ESTIMATION	31
<i>ELİF KOZAN, AGAH KOZAN</i>	
SAĞLIK BİLİMLERİ ARAŞTIRMALARINDA İSTATİSTİKSEL ANALİZ İÇİN JAMOVİ KULLANIMI	46
<i>HAMZA ERDOĞDU, HARİKA GOZDE GOZUKARA BAĞ</i>	

BÖLÜM 1

ÖĞRETMENLERDE ZAMAN YÖNETİMİ VE ZAMAN YÖNETİMİNİ ETKİLEYEN FAKTÖRLER¹

ZELİHA KAYGISIZ ERTUĞ²
SIDDEEQ SULAYMAN ALQALMAWİ³

Giriş

Zaman, üzerinde mücadele edilemeyen ve fakir-zengin ayrımı yapmadan tüm insanlığa eşit olarak sunulan ortak bir değerdir. Günümüzde zaman kavramı, geçmişle karşılaştırıldığında çok daha fazla önem kazanmaktadır. Günümüzde insanların artan işleri, zamanı daha iktisatlı kullanmayı gerektirmektedir. Bu

¹ Bu çalışma Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı'nda Doç. Dr. Zeliha Kaygısız Ertuğ danışmanlığında Siddeeq Sulayman Alqalması tarafından “Öğretmenlerin Zaman Yönetimi, İş Tatmini ve Mesleki Tükenmişlikleri Arasındaki İlişkilerin İncelenmesi: Libya Örneği” başlığı ile tamamlanarak, 09.07.2024 tarihinde savunulan Yüksek Lisans tezinden türetilmiştir.

² Doç. Dr., Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, İşletme Bölümü, Orcid: 0000-0003-1488-2377

³ Mezun Yüksek Lisans Öğrencisi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, İşletme Bölümü, Orcid: 0009-0006-1061-1384

nedenle, bireylerin zamanı etkin şekilde yönetebilmeleri için çeşitli yöntemler geliştirilmiş ve yazılı olarak ifade edilmiştir.

Günümüzün hızla gelişen ve son derece rekabetçi iş ortamında, çalışanların zaman yönetimi becerilerinin önemi göz ardı edilemez. Kuruluşlar verimlilik ve etkinliği artırma çabası içindeyken, çalışanların zamanlarını etkili bir şekilde yönetme yeteneği kritik bir faktör haline gelmiştir. Zaman yönetimi, bireylerin görevlerini önceliklendirmelerini, zamanı verimli bir şekilde tahsis etmelerini ve iş kalitesinden ödün vermeden son teslim tarihlerine uymalarını sağlayan bir dizi strateji ve tekniktir. Zaman yönetimi uygulamalarının doğru kullanımı, dengeli bir iş yüküne, azalmış stres seviyelerine ve genel iş tatmininde iyileşmelere yol açmaktadır (Claessens vd., 2007: 256).

Zaman yönetimi, çeşitli kaynaklarda farklı şekillerde tanımlanmış olup, belirli bir başlangıç ve bitiş süresi içinde olması beklenen tüm adım ve faaliyetleri, belirlenen amaçlar doğrultusunda bütün kaynakları etkili ve randımanlı kullanarak gerçekleştirme sürecidir. Bir diğer tanıma göre ise, zaman yönetimi; ihtiyaçları belirledikten sonra bunları temin edebilmek için amaçları saptama, hedefleri belirleme ve bu hedefleri zamanla uyumlu hale getirme sürecidir (Çınar, 2018: 26).

Etkili zaman yönetimi, tükenmişlik riskini azaltmada ve iş tatminini artırmada önemli bir faktör olarak tanımlanmıştır. Hedef belirleme, önceliklendirme, yetki devri ve planlama gibi zaman yönetimi tekniklerini kullanarak, öğretmenler iş yüklerini daha iyi yönetebilir, stresi azaltabilir ve daha sağlıklı bir iş-yaşam dengesi sağlayabilirler. Araştırmalar, etkili zaman yönetimi uygulayan bireylerin tükenmişlik yaşama olasılığının daha düşük ve iş tatmininin daha yüksek olduğunu göstermektedir (Schaufeli ve Bakker, 2004: 293). Ayrıca, zaman yönetimi eğitimi ve desteği teşvik eden okullar, daha olumlu bir çalışma ortamı oluşturabilir,

öğretmenlerin refahını artırabilir ve genel eğitim kalitesini iyileştirebilirler.

Öğretmenler, zaman yönetimi konusunda özellikle dikkat çeken bir çalışan grubudur. Eğitim sektöründe çalışan öğretmenler, yoğun iş yükü, sınıf yönetimi, öğrenci performansı ve kişisel gelişim gibi çeşitli sorumluluklarla başa çıkmak zorundadırlar. Öğretmenlerin zaman yönetimi becerileri hem ders planlaması hem de öğrencilere bireysel destek sağlama gibi kritik görevleri etkili bir şekilde yerine getirmelerine olanak tanır. Zaman yönetimi, öğretmenlerin iş yükünü dengede tutmalarına, stres düzeylerini azaltmalarına ve böylece daha yüksek iş tatmini yaşamalarına yardımcı olabilir (Schwab vd., 1986: 14).

Bu bağlamda geleceğin mimarları olan öğretmenlerin zaman yönetimi davranışlarının belirlenmesi büyük önem taşımaktadır. Öğretmenlerin zaman yönetimi davranışlarının belirlenmesi üzerine özellikle son yıllarda literatürde kayda değer sayıda çalışma yapılmıştır. Bu çalışmaların bazıları aşağıdaki gibi özetlenebilir.

Yılmaz, İnce, Kirazcı ve Çiçek (2005), beden eğitimi öğretmenlerinin derslerde göz önünde bulundurdıkları zaman yönetimi tutumları ve uyguladıkları öğretme teknikleri ile ilgili çalışmalarında, öğretmenlerin zaman yönetimi tutumlarının ve kullanmayı seçtikleri öğretme tekniklerinin belirlenmesini amaçlamışlardır. Çalışmadan elde edilen bulgular öğretmenlerin cinsiyetlerinin, okul türünün ve okul düzeyinin, zaman yönetiminin tüm boyutlarında farklılık oluşturmadığını ortaya koymuştur. Ayrıca öğretmenlerin sınıf içinde sınıfın idare edilmesi, yönetilmesi ve koordinasyonun sağlanması konularına çok fazla zaman harcadıkları için çok çeşitli yöntem kullanamadıkları da ulaşılan sonuçlar arasındadır.

Gözel (2010), ilköğretim öğretmenlerinin zaman yönetimi ile ilgili düşüncelerini farklı kriterler bakımından araştırmıştır. Bu

doğrultuda öğretmenlerin zaman yönetimi ile ilgili düşüncelerinde cinsiyet, hizmet yılı ve çalışılan okul türü kriterleri bakımından ilişki olup olmadığını belirlemeye çalışmıştır. Makale Denizli'deki 468 ilköğretim okulu öğretmenini kapsamaktadır. Çalışma sonucunda, öğretmenlerin zaman planlaması, zaman tutumları ve zaman harcattırıcılar hakkındaki düşüncelerinde hizmet yılına göre anlamlı farklılık bulunmuştur. Ancak öğretmenlerin zaman planlaması, zaman tutumları ve zaman harcattırıcılar ile ilgili düşüncelerinde cinsiyet ve çalışılan okulun çeşidine göre istatistiksel bakımdan anlamlı bir farklılık ortaya koyulmamıştır.

Boyraz ve Kocabaş (2018), ilkokullarda çalışan öğretmenlerin zaman yönetimi seviyelerini öğretmen düşünceleriyle belirledikleri çalışmada, Bağcılar, Bahçelievler ve Güngören'de görev yapan 536 ilkokul öğretmenini çalışmaya dahil etmişlerdir. Analiz aşamasında bağımsız örneklem t-testi ve tek yönlü varyans analizi tekniklerini kullanarak öğretmenlerin zaman yönetimi bileşeni için en çok okula vaktinde gidip gelme, en az ise zaman kontrol tablosu hazırlama davranışları gösterdikleri ortaya koyulmuştur. Elde edilen tek yönlü varyans analizi bulgularına göre ise öğretmenlerin zaman kullanımları ile mesleki hizmet süresi arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık belirlenmiştir. Zaman tuzakları bileşeninde söz konusu bu tuzaklardan en çok öğrencilerin eğitim düzeylerinin çeşitliliği, en az ise öğrencilerin anne, baba (veli) toplantılarının derslerin işlenmesi gerektiği saatlerde olması isimli zaman tuzaklarına yakalandıkları ortaya koyulmuştur. Vakti verimli kullanma bileşeninde öğretmenlerin en çok derslere vaktinde girme ve çıkma, en az ise sınıfa öğretmenden sonra gelen öğrencileri derse almama tekniklerini kullandıkları görülmüştür. Vakti verimli kullanma bileşeni ile okulun öğretim şekli faktörü arasındaki ilişkiye bakıldığında ise, normal öğretim yapan okullardaki öğretmenlerin ikili öğretim yapan okullardaki öğretmenlere göre vakti daha verimli kullandıkları görülmüştür.

García-Ros ve Pérez-González (2020) tarafından üniversite öğretim üyeleri üzerinde yapılan çalışmada, zaman yönetimi becerilerinin iyileştirilmesinin öğretmenlerin mesleki tükenmişlik düzeylerini azalttığı gösterilmiştir. Bu çalışma, öğretmenlerin zaman yönetimi becerilerinin tükenmişlik düzeyleri üzerindeki etkilerini akademik olarak desteklemektedir.

Khan ve arkadaşları (2020), 200 öğretmen üzerinde gerçekleştirdikleri çalışmada, etkili zaman yönetimi uygulamalarının iş tatminini önemli ölçüde artırdığını bulmuşlardır. Bu çalışma, öğretmenlerin zaman yönetimi becerilerinin iş tatmini üzerindeki olumlu etkisini akademik olarak desteklemektedir.

Mert (2021), sınıf öğretmenlerinin-zaman yönetimi becerilerinin ne düzeyde olduğunu ve cinsiyet, hizmet yılı, eğitim durumu gibi değişkenler bakımından farklılık gösterip göstermediğini araştırdığı çalışmada, iki düzeye sahip değişkenler arasındaki ilişkileri bağımsız örneklemeler t testini kullanarak, ikiden fazla düzeye sahip değişkenler arasındaki ilişkileri de tek yönlü varyans analizini kullanarak incelemiştir. Çalışma neticesinde sınıf öğretmenlerinin zaman yönetimi kabiliyetlerinde kadın ya da erkek olmaları bakımından istatistiksel olarak farklılık olduğu belirlenmiştir. Ayrıca kadın sınıf öğretmenlerinin zaman yönetimi ortalamalarının erkek öğretmenlere göre daha fazla olduğu ulaşılan sonuçlar arasındadır. Söz konusu öğretmenlerin zaman yönetimi ile ilgili kabiliyetlerinde eğitim düzeyi bakımından istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık ortaya koyulmamıştır. Çalışılan hizmet yılı kriteri bakımından analizler yapıldığında ise, 0-5 yıl arasında mevcut çalışma süresine sahip olan sınıf öğretmenlerinin, 18-23 yıl arasında mevcut çalışma süresine sahip olan sınıf öğretmenlerine göre istatistiksel olarak anlamlı şekilde fazla olduğu sonucu ortaya koyulmuştur.

Gelen ve Yaşar (2024), ilkokul öğretmenlerinin eğitim sürecindeki yüksek zaman yönetimi kabiliyeti düzeylerinin

sebeplerini öğretmenlerin düşüncelerini baz alarak belirlemeyi hedefledikleri makalelerini nitel araştırma yöntemlerinden durum çalışması (case study) deseniyle yapmışlardır. Çalışmanın hedef kitlesini Kahramanmaraş'ın Türkoğlu ilçesine bağlı ilkokullarda hizmet veren öğretmenler oluşturmuştur. Bu hedef kitle amaçlı örneklem tekniğiyle belirlenmiş ve zaman yönetimi kabiliyet seviyesi diğerlerine göre daha fazla olan öğretmenler olmuştur. Elde edilen analiz bulgularına göre, ilkokul öğretmenlerinin eğitim ve öğretim aşamasında zaman yönetimi kabiliyet seviyelerinin yüksekliğinin; “dersten önce”, “derste”, “zaman tuzaklarına karşı” ve “zamanın etkili kullanılmasına bağlı farklı kriterler olmak üzere dört temel başlık çerçevesinde ele alınabileceği ortaya koyulmuştur. Diğer taraftan, öğretmenlerin eğitim ve öğretim yolundaki zaman yönetimi kabiliyet seviyelerinin fazla çıkmasında, vakte ve yapılan işe yönelik olumlu düşüncelerinin, sınıf yönetimi kabiliyetlerinin ve işlerindeki hizmet sürelerinin konu açısından önemli kriterler olarak belirlendiği ortaya koyulmuştur.

Bu çalışmada, geleceğin mimarları olan öğretmenlerin zaman yönetimine yönelik tutumlarının boyutlandırılması amacıyla faktör analizi kullanılmıştır. Çalışmanın amacı, Libya'nın Murzuk bölgesinde görev yapan tüm öğretmenlerin zaman yönetimine karşı davranışlarını boyutlandırmak ve elde edilen bu boyutlar ile farklı kişisel ve mesleki kriterler arasındaki ilişkileri belirlemektir. Zaman yönetimi eğilimlerinin ortaya çıkarılmasına katkı sağlayabilecek bu ve buna benzer çalışmaların, gerek eğitim hayatlarında öğrencilere sunulacak bilgilerin sistemleştirilmesinde, gerekse onların eğitiminde önemli roller üstlenen öğretmenlerin zaman yönetimlerini şekillendirmelerinde yardımcı olabilecek verileri sunabileceği beklenmektedir.

Yöntem

Öğretmenlerin zaman yönetimine yönelik tutumlarını Açıklayıcı Faktör Analizi ile belirlemek ve bu tutumların farklı kişisel ve mesleki değişkenlere göre (cinsiyet, medeni durum, okul türü, kıdem) farklılıklarını tespit etmek için yapılan bu çalışmada, çalışma grubunu Libya'nın Murzuk bölgesinde görev yapan tüm öğretmenler (675 öğretmen) oluşturmaktadır. Murzuk bölgesi, Libya'nın güneyinde yer almakta olup, farklı okullarda görev yapan öğretmenler geniş bir demografik yelpazeyi temsil etmektedir. Bu bölgede eğitim sektöründeki sorunlar ve öğretmenlerin karşılaştığı zorluklar bakımından araştırma için uygun bir alan olarak seçilmiştir. Bu çerçevede söz konusu bölgede görev yapan tüm öğretmenlere ulaşmanın zaman ve bütçe kısıtlamaları nedeniyle zor olmasından örnekleme başvurulmuştur. Araştırmanın örneklemini Murzuk bölgesinde basit tesadüfi örnekleme yöntemi ile seçilen 250 öğretmen oluşturmuştur.

Çalışmada kullanılan anket iki kısımdan meydana gelmektedir. Anketin birinci kısmında, katılımcıların cinsiyet, yaş, medeni durum, akademik ünvan, maaş düzeyi ve çalıştıkları eğitim kurumundaki hizmet sürelerini belirlemeye yönelik demografik sorular yer almaktadır. İkinci bölümde, zaman yönetimi ölçeği kullanılmıştır. Bu ölçek Britton ile Tesser tarafından 1991'de geliştirilmiştir. Zaman Yönetimi Ölçeğinin geçerlilik güvenirlik çalışması ise 2002'de Alay ve Koçak tarafından Türkiye için yapılmıştır. 16 ifadeden oluşan Zaman Planlaması, 7 ifadeden oluşan Zaman Tutumları ve 4 ifadeden oluşan Zaman Harcattırıcılar olacak şekilde üç alt boyutlu ve toplam yirmi yedi ifadesi olan bir ölçek ortaya koyulmuştur.

Bu çalışmada, anketin tüm ölçekleri Türkçeden Arapça'ya çevrilmiş ve katılımcılara Arapça olarak dağıtılmıştır. Anketin veri toplama sürecinde, çevrim içi veri toplama araçlarından biri olan Google Formlar kullanılarak çevrim içi olarak dağıtılmıştır. Anket bağlantısı, hedeflenen öğretmen grubuna e-posta adreslerine

gönderilmiştir. Anketin tamamlanması için katılımcılara belirli bir süre verilmiş ve hatırlatma e-postaları gönderilmiştir.

Zaman Yönetimi Ölçeği için Cronbach's Alpha değeri 0.799 olarak elde edilmiştir. Bu ölçeğin 27 madde içermesiyle birlikte değerlendirildiğinde, bireylerin zaman yönetimi becerilerini ölçmede yüksek düzeyde güvenilir bir araç olduğunu göstermektedir. Ölçeğin yüksek madde sayısı, farklı zaman yönetimi boyutlarını kapsamlı bir şekilde değerlendirebildiğine işaret eder.

Bulgular

Çalışma sonucunda elde edilen demografik özelliklere ilişkin bulgular, açıklayıcı faktör analizi bulguları ve karşılaştırma analizi bulguları aşağıda sırasıyla verilmiştir.

Katılımcıların Demografik Özelliklerine Göre Dağılımı

Katılımcıların cinsiyetlerine göre dağılımına bakıldığında; çalışmaya katılanların %61,1'inin erkek, öğretmenlerden oluştuğu, %38,9'unun ise kadın öğretmenlerden oluştuğu görülmektedir (Tablo 1).

Tablo 1 Katılımcıların Cinsiyetlerine Göre Dağılımı

Cinsiyet	Sıklık	Yüzde
Erkek	135	61,1
Kadın	86	38,9
Toplam	221	100,0

Katılımcıların %51,6'sının 25-34, %36,2'sinin 35-44 arası, %10,4'ünün 45-54 arası, %1,8'inin ise 55-60 yaşları arası katılımcılardan oluştuğu görülmektedir (Tablo 2).

Tablo 2 Katılımcıların Yaşlarına Göre Dağılımı

Yaş	Sıklık	Yüzde
25-34	114	51,6

35-44	80	36,2
45-54	23	10,4
55-60	4	1,8
Toplam	221	100,0

Çalışmaya katılanların %30,8'inin bekar öğretmenler, %69,2'sinin ise evli öğretmenler olduğu görülmektedir (Tablo 3).

Tablo 3 Katılımcıların Medeni Durumlarına Göre Dağılımı

Medeni durum	Sıklık	Yüzde
Bekar	68	30,8
Evli	153	69,2
Toplam	221	100,0

Katılımcıların okul türlerine göre dağılımları incelendiğinde, %78,3'ünün devlet okulunda, %21,7'sinin ise özel okulda çalıştığı görülmektedir (Tablo 4).

Tablo 4 Katılımcıların Okul Türlerine Göre Dağılımı

Okul türü	Sıklık	Yüzde
Devlet okul	173	78,3
Özel okul	48	21,7
Toplam	221	100,0

Katılımcıların ünvanlarına göre ise çoğunun öğretmenlerden (%86,4), %6,8'inin müdürlerden ve %6,8'inin ise müdür yardımcılarında olduğu görülmektedir (Tablo 5).

Tablo 5 Katılımcıların Ünvanlarına Göre Dağılımı

Ünvan	Sıklık	Yüzde
Müdür	15	6,8

Yardımcı Müdür	15	6,8
Öğretmen	191	86,4
Toplam	221	100,0

Katılımcıların mesleki kıdemlerine göre dağılımları incelendiğinde (Tablo 6) çoğunluğunun 6-10 yıl arası (%45,6), %36,8'inin 1-5 yıl arası ve %22,6'sının ise 11-15 yıl arası kıdemi olduğu görülmektedir.

Tablo 6 Katılımcıların Mesleki Kıdemlerine Göre Dağılımı

Kıdem	Sıklık	Yüzde
Bir yıl daha az	10	4,5
1-5 yıl arası	67	30,3
6-10 yıl arası	77	34,8
11-15 yıl arası	50	22,6
16-20 yıl arası	13	5,6
20 yıl üzeri	4	1,8
Toplam	221	100,0

Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA) Sonuçları

Zaman yönetimi (27 madde) ölçeğinin yapısal bileşenlerini belirlemek için AFA yapılmıştır. AFA, ölçeklerdeki maddelerin belirli faktörlere nasıl gruplandırıldığını ve bu faktörlerin ne kadar varyans açıkladığını ortaya koymak için kullanılmıştır. AFA sonuçları Tablo 7'de verilmiştir. Bu tablo faktörlerin öz değerlerini, faktör yüklerini ve açıklanan varyans yüzdelerini içermektedir, bu da faktörlerin hangi maddelerle ilişkili olduğunu ve her bir faktörün toplam varyans içindeki payını göstermektedir.

Her ne kadar Zaman Yönetimi Ölçeği literatürde orijinal haliyle üç alt boyuta (zaman planlaması, zaman tutumları ve zaman harcattırıcılar) sahip olsa da bu çalışmada toplam 27 maddeden

oluşan ölçek tekrar AFA'ya tabi tutulmuş ve Tablo 7'de görüldüğü gibi 9 faktör elde edilmiştir. Elde edilen bu faktörler içerdikleri maddelere göre, literatürden de yararlanılarak isimlendirilmiştir.

Tablo 7 Zaman Yönetimi Ölçeği AFA Sonuçları

Zaman Yönetimi Faktörleri	Öz Değer	Faktör Yükleri	Açıklanan Varyans%	KA.V %
Faktör 1: Gerekli İşler	4,383		10,097	10,097
M5: Her gün yapmanızın zorunlu olduğu işlerin çizelgesini hazırlar mısınız?		0,661		
M6: Çalışma zamanlarınızda yapmanızın zorunlu olduğu zorunda olduğunuz faaliyetlerin programını hazırlar mısınız?		0,603		
M12: Belgeleri hali hazırda lüzumlu olmasalar dahi, ileride gerekli olabilme ihtimallerine karşı dosyalar veya kopyasını kenara koyar mısınız?		0,724		
M13: İlerleyen günlerde sınavınız olmasa dahi, derslerle ilgili dokümanlarınızı sürekli tekrar eder misiniz?		0,748		
Faktör 2: Kısa Dönemli Planlama	2,094		8,323	18,420
M1: Her sabah gününüze başlarken, o gün için planlama yapar mısınız?		0,743		
M2: Her haftanın başında o haftayla ilgili bir takım hedefler belirler misiniz?		0,702		
		0,544		

M7: İzleyen haftalar için hedefleriniz ve istedikleriniz kesin olacak şekilde belli mi?			
Faktör 3: Motivasyon	1,739	7,921	26,341
M18: Kullandığınız vakti organize ederken becerilerinizi iyileştirmeye gereksinim hissediyor musunuz?	0,739		
M22: Etrafınızdaki bireylere olumsuz cevap vererek hayır diyemediğiniz için genellikle okul ile ilgili yapmanız gerekenleri engelleyen faaliyetlerle uğraşır halde buluyor musunuz?	0,588		
M23: Herhangi bir iş yapmadan kendinizi uzunca bir süre boş boş vakit geçiriyor halde yakalıyor musunuz?	0,649		
Faktör 4: Kontrolcülük	1,621	7,864	34,205
M10: Hayatınızda ve işinizde önemi olan tarihleri (örneğin: imtihan zamanları, proje sunum zamanları, vb...) herhangi bir takvim üzerinde işaretler misiniz?	0,741		
M14: Çalışmanız gereken işleri, konuları ya da benzeri şeyleri boş zamanınız olursa yaparım düşüncesi ile yanınızda gezdirir misiniz?	0,723		
Faktör 5: Alışkanlık	1,483	7,366	41,570
M24: Herhangi sıradan bir iş gününde, okulla ilgili iş ve faaliyetlerden daha çok kendi özel aktivitelere ve işlerinize vakit ayırır mısınız?	0,696		
M25: Herhangi bir getirisi ya da yararı olmayan faaliyetlere veya işlere zaman harcamaya devam eder misiniz?	0,850		
M26: Bir günde ortalama bir paket sigara içer misiniz?	0,661		
Faktör 6: Öz güven	1,404	6,802	48,373
M19: Hayatınızda genellikle size ait olan vakti kendinizin organize ettiğinizi düşünür müsünüz?	0,821		
M20: Sık sık hedeflerinizin tamamını size tahsis edilen belli bir	0,813		

süre içinde yetiştirebileceğinizi hisseder misiniz?		
Faktör 7: Özdisiplin	1,271	6,759 55,132
M15: Hayattaki öncelikli işlerinizi ve isteklerinizi belirler ve bu belirlediğiniz programa bağlı kalır mısınız?	0,605 0,578	
M16: Her zaman kendinizle alakalı olan işleri daha önceden herhangi bir program yapmadan ve olması gereken kadar takip etmeden yapar mısınız?	0,781	
M21: Verilmesi gereken ufak çaplı kararları hızlı bir şekilde verebilir misiniz?		
Faktör 8: Günlük Planlama	1,158	6,233 61,365
M3: Genellikle her yeni güne başlarken planlama yapabilmek adına vakit ayırır mısınız?	0,831 0,631	
M4: Genellikle her yeni güne başlarken kendiniz için bazı hedefler saptar mısınız?		
Faktör 9: Uzun Dönemli Planlama	1,050	6,148 67,513
M8: Üzerinde çalıştığınız işleri tamamlayabilmek için kendinize son bitiş tarihleri belirler misiniz?	0,677 0,835	
M9: Fazla emek ve çaba isteyen işleriniz için vaktinizi optimum olacak şekilde planlamaya çalışır mısınız?		
KMO= ,650 Barlett's- Ki Kare=1441,629 p=0,0000		sd=276

AFA uygulamasında, Zaman Yönetimi Ölçeği'nin faktör yükü %50'den düşük olan 11., 17. ve 27. maddeler ölçekten çıkarılmış ve geriye kalan 24 madde üzerinden yeniden AFA gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre Barlett testi sonucu 1441,629 ($p<0,001$) değeri ve Kaiser-Meyer-Olkin örneklem değeri 0,650 olarak gerçekleşmiştir. Bu değer, örneklem büyüklüğünün

faktör analizi için yeterli olduğunu göstermekte ve uygun görülen sınırlar içinde olduğunu ortaya koymaktadır. AFA sonucu elde edilen 9 faktör ise toplam varyansın %67,513'ünü açıklamaktadır.

Karşılaştırma Analizi Sonuçları

Zaman yönetimi ölçeğinden AFA sonucu elde edilen faktörler ile çeşitli kişisel ve mesleki değişkenler arasında bir bağlantı olup olmadığını saptamak için bağımsız örneklem t testi ve tek yönlü varyans analizi (ANOVA) kullanılarak analizler yapılmıştır. Bağımsız örneklem t testi, iki düzeye sahip değişkenler bakımından ortalamalar arasında anlamlı bir farklılık olup olmadığını belirlemek için kullanılırken, tek yönlü varyans analizi (ANOVA) ise ikiden fazla düzeye sahip değişkenler bakımından ortalamalar arasında anlamlı bir farklılık olup olmadığını belirlemek için kullanılmıştır.

Cinsiyete göre zaman yönetimi boyutlarının bağımsız örneklem t testi sonuçları Tablo 8'de verilmiştir. Tablo 8'den de görüldüğü gibi; cinsiyet değişkeni dikkate alındığında anlamlı farklılığın sadece Uzun Dönemli Planlama boyutunda ortaya çıktığı belirlenmiştir. Ayrıca bu boyutta erkek öğretmenlerin zaman yönetimi ortalamalarının kadın öğretmenlerinkine göre daha yüksek olduğu da görülmüştür.

Tablo 8 Zaman Yönetimi Boyutlarının Cinsiyete Göre Bağımsız Örneklem t Testi Sonuçları

Faktörler	t	s.d.	p
-----------	---	------	---

Faktör 9: Uzun Dönemli Planlama	2,482	212,129	0,014
---------------------------------	-------	---------	-------

Medeni duruma göre zaman yönetimi boyutlarının bağımsız örneklem t testi sonuçları Tablo 9’da verilmiştir. Tablo 9’dan da görüldüğü gibi; medeni durum dikkate alındığında anlamlı farklılığın sadece Gerekli İşler ve Kısa Dönemli Planlama boyutlarında ortaya çıktığı belirlenmiştir. Her iki boyutta da evlilerin ortalamalarının bekarlara göre yüksek olduğu görülmüştür.

Tablo 9 Zaman Yönetimi Boyutlarının Medeni Duruma Göre Bağımsız Örneklem t Testi Sonuçları

Faktörler	t	s.d.	p
Faktör 1: Gerekli İşler	-3,436	219	0,045
Faktör 2: Kısa Dönemli Planlama	-2,805	219	0,034

Okul türüne göre zaman yönetimi boyutlarının bağımsız örneklem t testi sonuçları Tablo 10’da verilmiştir. Tablo 10’dan da görüldüğü gibi; okul türü dikkate alındığında anlamlı farklılığın sadece Alishkanlık ve Günlük Planlama boyutlarında ortaya çıktığı belirlenmiştir.

Tablo 10 Zaman Yönetimi Boyutlarının Okul Türüne Göre Bağımsız Örneklem t Testi Sonuçları

Faktörler	t	s.d.	p
Faktör 5: Alishkanlık	-2,019	219	0,001
Faktör 8: Günlük Planlama	2,129	219	0,005

Kıdeme göre zaman yönetimi boyutlarının ANAVO sonuçları Tablo 11’de verilmiştir. Tablo 11’den de görüldüğü gibi; kıdem dikkate alındığında anlamlı farklılığın sadece Kısa Dönemli Planlama boyutunda ortaya çıktığı belirlenmiştir. Zaman yönetimi

boyutlarında kıdemin yarattığı söz konusu anlamlı farklılığın, hangi kıdemler arasında gerçekleştiğini belirlemek amacıyla çoklu karşılaştırma testine (Tukey) başvurulmuştur. Yine Tablo 11’de verilen Tukey testi sonuçlarına göre kısa dönemli planlama boyutunda gözlemlenen farklılığın 1-5 yıl arası kıdemi olanlar ile 11-15 yıl arası kıdemi olanlar arasındaki farklılıktan kaynaklandığı belirlenmiştir. 11-15 yıl arası kıdemi olanların kısa dönemli planlama yapma ortalamaları 1-5 yıl arası kıdemi olanlara göre daha yüksektir.

Tablo 11 Zaman Yönetimi Boyutlarının Kıdeme Göre ANOVA ve Tukey Hsd Testi Sonuçları

		Kareler Toplamı	Serbestlik Derecesi	Kareler Ortalaması	F	p
Faktör 2: Kısa Dönemli Planlama	Gruplar içi	11,821	5	2,364	2,442	0,035
	Gruplar arası	208,179	215	0,968		
	Toplam	220	220			
Tukey HSD Test İstatistikleri						
Kıdem	Kıdem	Ortalama Fark		Standart Hata	p	
1-5 yıl arası	11-15 yıl arası	-0,55230594		0,183894	0,035	

Yukarıda açıklanan durumların dışında zaman yönetimi boyutları ile diğer demografik değişkenler arasında anlamlı bir farklılık bulunmamıştır.

Sonuç

Bu araştırmada öğretmenlerin zaman yönetimi tutumlarının demografik değişkenlerle ilişkisi araştırılmıştır. Araştırmanın evrenini, Libya’nın Murzuk bölgesinde görev yapan ve geniş bir demografik yelpazeyi temsil eden tüm öğretmenler (675 öğretmen) oluşturmuştur. Çalışmada öncelikle Murzuk bölgesi öğretmenlerinin

demografik özelliklerine göre dağılımı incelenmiştir. Daha sonra öğretmenlerin zaman yönetimi düzeylerini etkileyen faktörler Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA) ile boyutlandırılmıştır. Son olarak ise belirlenen faktörler ile demografik değişkenler arasındaki farklılıklar bağımsız örneklem t testi ve tek yönlü varyans analizi (ANOVA) teknikleri ile araştırılmıştır.

Elde edilen sonuçlara göre çalışmaya katılan öğretmenlerin %61,1'i erkek, %38,9'u ise kadın öğretmenlerden oluşmuştur. Bu durum söz konusu bölgede çalışan kadın öğretmenlerin erkek öğretmenlere göre çok daha az olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde çalışmaya katılan öğretmenlerin çok büyük kısmı 25-34 yaşları arasındaki genç öğretmenlerden oluşmakta ve bu öğretmenlerin de büyük çoğunluğunun evli olduğu görülmektedir. Öğretmenlerin %78 gibi büyük bir çoğunluğu ise devlet okulu öğretmenidir. Bu durum Libya'daki özel okulların azlığı ile açıklanabilir.

Diğer taraftan AFA sonucunda elde edilen boyutlar ile öğretmenlerin demografik özellikleri arasındaki ilişkiler incelendiğinde demografik değişkenlerin hemen hemen hepsi ile belli boyutlarda farklılıklar ortaya çıktığı görülmüştür. Zaman yönetimi bakımından öğretmenlerin cinsiyetleri ile uzun dönemli planlama boyutu arasında, medeni durumları ile kısa dönemli planlama ve gerekli işler boyutları arasında, okul türü ile günlük planlama ve alışkanlık boyutları arasında ve kıdemleri ile kısa dönemli planlama boyutu arasında anlamlı farklılıklar bulunmuştur. Özellikle öğretmenlerin kıdemleri arttıkça kısa dönemli planlama yapma eğilimlerinin de arttığı ulaşılan bir sonuçtur. Bu durum öğretmenlik tecrübesinin artışının meslekte zamanı yönetebilmek adına planlama yapmanın öneminin farkına varılmasıyla açıklanabilir. Ayrıca erkek öğretmenlerin uzun dönemli planlama yapma eğilimlerinin kadın öğretmenlere göre yüksek bulunması, kadınların sosyal yaşamdaki iş yüklerinin erkeklere göre daha fazla

olması ile açıklanabilir. Gerekli işler ve kısa dönemli planlama boyutlarında da evli öğretmenlerin bekar öğretmenlere göre zaman yönetimi ortalamaları daha yüksek bulunmuştur. Bu durum da evliliğin, zaman yönetimini meslek dışında da gerekli kılmasının oluşturduğu tecrübe ile açıklanabilir.

Zaman yönetimi, tüm mesleklerde olduğu gibi öğretmenlik mesleği açısından da önemli bir faktördür. Bu doğrultuda, incelenen araştırma sonuçlarına dayalı olarak öğretmenlere zaman yönetiminin önemi hakkında bilimsel seminerler verilmesi, verilen hizmet içi eğitimlerde bu konunun önemine ayrıntılı olarak değinilmesi, öğretmenlere uygulanacak anketler yardımıyla zamanlarını nerede ve ne şekilde harcadıklarının tespit edilmesi ve bağlı olarak zaman kaybına neden olan faktörlerin belirlenerek gerekli önlemlerin alınması, okullarda zaman yönetimine engel teşkil edecek iş yüklerinin öğretmenlerin görüşleri doğrultusunda belirlenerek gerekli düzenleme ve iyileştirilmelerin yapılması gerekmektedir.

Kaynakça

Alay, S. & Koçak, S. (2003). Üniversite öğrencilerinin zaman yönetimleri ile akademik başarıları arasındaki ilişki. *Eğitim Yönetimi*, 35, 326-335.

Boyraz, M. & Kocabaş, İ. (2018). İlkokul öğretmenlerinin zaman yönetimi becerilerinin belirlenmesi. *Yıldız Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 2 (1), 42-57.

Britton, B.K. & Tesser, A. (1991). Effects of time management practices on college grades. *Journal Of Educational Psychology*, 83 (3), 405-410.

Çınar, İ. (2018). *Zaman yönetimi ve önemi*. Ankara: ABC Yayıncılık.

Claessens, B. J. C., Van Eerde, W., Rutte, C. G. & Roe, R. A. (2007). A review of the time management literature. *Personnel Review*, 36 (2), 255-276.

García-Ros, R. & Pérez-González, F. (2020). Relationship between time management behavior and job satisfaction among university teachers. *The Spanish Journal of Psychology*, 15 (3), 1485-1494.

Gelen, T. & Yaşar, M. (2024). İlkokul öğretmenlerinin öğretim sürecindeki yüksek zaman yönetimi beceri düzeylerine ilişkin görüşlerinin incelenmesi. *Maarif Mektepleri Uluslararası Eğitim Bilimleri Dergisi*, 8 (1), 75-103.
<https://doi.org/10.46762/mamulebd.1381375>

Gözel Emine, İlköğretim okulu öğretmenlerinin zaman yönetimi hakkındaki görüşlerinin bazı değişkenler açısından incelenmesi, *Muğla Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi (İLKE)*, Bahar 2010 (24), 67-84.

Khan, I. A., Khan, U. A. & Khan, M. (2020). Relationship between time management practices and job satisfaction of secondary school teachers. *Journal of Educational Research*, 23 (2), 51-64.

Mert P., (2021). Sınıf öğretmenlerinin zaman yönetimi algıları, *Uluslararası Eğitim Yönetimi Forumu (EYFOR)*, 09.09.2021, Ankara

Saraç Yılmaz, L., İnce, M. L., Kirazcı, S. & Çiçek, Ş. (2005). Time management strategies and teaching style preferences of physical education teachers. *Gazi Journal of Physical Education and Sport Sciences*, 10 (2), 3-10.

Schaufeli, W. B. & Bakker, A. B. (2004). Job demands, job resources, and their relationship with burnout and engagement: A multi-sample study. *Journal of Organizational Behavior*, 25 (3), 293-315.

Schwab, R. L. Jackson, S. E., & Schuler, R. S. (1986). Educator burnout: Sources and consequences. *Educational Research Quarterly*, 10 (3), 14-30.

Assessing Causal Inference with E-Value: A Sensitivity Analysis Approach

BÖLÜM 2

Elif KOZAN¹

Introduction

Causal inference is a fundamental challenge in observational studies, particularly when randomized controlled trials (RCTs) are impractical, unethical, or infeasible due to logistical constraints (Ding & VanderWeele, 2016). Unlike RCTs, which rely on randomization to eliminate confounding, observational studies often suffer from bias caused by unmeasured confounders, which can simultaneously affect both the exposure and the outcome (Mathur et al., 2018). If such confounders are not accounted for, estimated associations may be distorted, leading to misleading conclusions about causality. While traditional statistical methods such as regression models and propensity score matching can adjust for measured confounders, they cannot eliminate bias introduced by unmeasured variables (VanderWeele & Ding, 2017). This issue raises concerns about whether an observed association truly reflects a causal effect or if it is merely the result of residual confounding.

To address this limitation, sensitivity analysis techniques have been developed to assess the robustness of causal conclusions against unmeasured confounding. One widely adopted approach is the E-value, introduced by VanderWeele and Ding (2017), which quantifies the minimum strength of association that an unmeasured confounder would need to have with both the exposure and outcome to fully explain away an observed association. This measure provides an intuitive way for researchers to evaluate whether unmeasured confounding could plausibly account for the observed relationship. Unlike traditional sensitivity analysis techniques, the E-value does not require assumptions about the distribution or nature of confounders, making it highly versatile and applicable across multiple disciplines (Mathur et al., 2018).

¹ Dr. Elif KOZAN, Ege Üniversitesi Fen Fak. İstatistik B., elif.kozan@ege.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-8267-074X>

Ding and VanderWeele (2016) present a sensitivity analysis framework that further strengthens causal inference by introducing a bounding factor that quantifies the strength an unmeasured confounder must have to fully explain away an observed association. Their approach extends the Cornfield conditions, which state that for a confounder to fully explain an observed effect, it must be strongly associated with both the exposure and the outcome. By establishing precise inequalities that must be satisfied for an unmeasured confounder to meaningfully alter causal conclusions, their findings reinforce the utility of the E-value as a practical and rigorous sensitivity analysis tool in epidemiological and social science research.

Mathur et al. (2018) discuss the broad applicability of the E-value, emphasizing that it can be used in various observational settings without requiring assumptions about the confounder's distribution. They advocate for the routine reporting of E-values alongside effect estimates to improve causal interpretations and ensure greater transparency in research findings. Similarly, VanderWeele, Ding, and Mathur (2019) provide a technical discussion of the E-value, clarifying its mathematical derivation and discussing its application across different study designs. Their work also addresses common misconceptions, such as misinterpreting E-values as direct measures of confounding strength, rather than as worst-case bounds. Furthermore, they examine the relationship between the E-value and Rosenbaum's design sensitivity, noting that while both methods evaluate the impact of unmeasured confounding, the E-value offers greater flexibility in accommodating different effect sizes and confounder distributions.

As the E-value gained wider acceptance, best-practice guidelines for its application have been developed. VanderWeele and Mathur (2020) emphasize the importance of reporting E-values not only for point estimates but also for confidence intervals, ensuring a more comprehensive assessment of potential confounding. They caution against misinterpretations and stress that E-values should always be contextualized based on the exposure, outcome, and adjusted confounders. To further enhance transparency in observational research, they recommend that studies explicitly discuss potential unmeasured confounders and compare E-values with observed covariate–outcome associations to evaluate their plausibility. They also

encourage academic journals to require some form of sensitivity analysis, including E-values or alternative approaches, to improve the credibility of causal claims in epidemiological and social science research.

Despite its advantages, the E-value has been subject to critical evaluation. Sjölander (2020) examines its theoretical properties, noting that while the E-value provides useful bounds for causal inference, these bounds are not always precisely sharp, meaning they may overestimate the potential impact of unmeasured confounding. This suggests that while E-values can indicate whether unmeasured confounding is a concern, they do not definitively quantify the exact confounding bias. Furthermore, Sjölander and Greenland (2022) argue that E-values can be both overly optimistic and overly pessimistic depending on the study design and context. They highlight that in cases where multiple unmeasured confounders exist, even a high E-value may not fully ensure robustness, as the cumulative effect of weaker confounders could still introduce bias. Conversely, small E-values may appear misleadingly pessimistic, since strong associations between measured and unmeasured confounders could mitigate confounding effects. These critiques underscore the importance of interpreting E-values cautiously and emphasize the need for supplementing them with additional sensitivity analyses.

Several empirical studies have examined the practical application of the E-value. Linden et al. (2020) illustrate its utility across various effect measures, including risk ratios, odds ratios, hazard ratios, and standardized mean differences, demonstrating its versatility across different study designs. Huang et al. (2021) analyze 368 observational pharmaceutical studies. Their results reveal that smaller studies tend to produce larger E-values, highlighting a near-linear relationship between effect estimates and E-values. Similarly, Vale et al. (2021) apply the E-value to epidemiological research on prenatal care adequacy and low birthweight, showing that for inadequate prenatal care, the E-value ranged between 2.76 and 4.99. These findings suggest that only exceptionally strong confounder–low birthweight associations (exceeding a 400% increased risk) could nullify the observed association, reinforcing the role of E-values as an intuitive and useful tool for strengthening causal inferences in observational studies.

In addition to its use in individual studies, the E-value has also been extended to meta-analysis and alternative sensitivity analysis frameworks. Mathur (2022) introduces the M-value, an extension of the E-value designed to assess bias due to missing data, offering a systematic way to evaluate selection bias in treatment effect estimates. Mathur and VanderWeele (2022) discuss the use of E-values in meta-analyses, critiquing the proposal by Verbeek et al. (2021) to integrate E-values into the GRADE (Grading of Recommendations, Assessment, Development, and Evaluation) framework. They argue that simply comparing the E-value to a reference confounder is insufficient, as it does not account for the heterogeneity of confounding bias across studies. Instead, they recommend that researchers report not only the E-value for the meta-analytic mean but also additional sensitivity analyses that characterize the distribution of potential confounding effects across studies.

This paper provides a comprehensive discussion of the theoretical foundations, computation, and applications of the E-value in observational research. Additionally, it explores how the E-value compares with conventional statistical approaches and examines in case studies demonstrating its practical use. While the E-value is a valuable tool for sensitivity analysis, it should be interpreted within the broader context of study.

Computation of the E-Value

The *E-value* quantifies the minimum strength of association that an unmeasured confounder must have with both the exposure and outcome to fully explain away an observed association. It is calculated as:

$$E - value = RR + \sqrt{RR * (RR - 1)} \quad (1)$$

where *RR* represents the observed risk ratio (VanderWeele and Ding, 2017).

To illustrate the computation of the E-Value, consider a clinical study comparing the recovery rates of a treatment group and a control group. The data is presented as follows:

Group	Event (Success)	No Event (Failure)	Total
Treatment Group	40	60	100
Control Group	20	80	100

From this table, we calculate the **Risk Ratio (RR)**:

$$RR = \frac{\text{Success rate in treatment group}}{\text{Success rate in control group}} = \frac{40/100}{20/100} = 2$$

Using Equation (1):

$$E - value = 2 + \sqrt{2 * (2 - 1)} = 3.41$$

Comparison with the P-Value

The *p-value* is the most widely used statistical measure in hypothesis testing, but it has several limitations when it comes to causal inference (VanderWeele et al., 2019). A small *p-value* indicates that the null hypothesis can be rejected, but it does not provide any information about the potential influence of unmeasured confounders (Linden et al., 2020). This limitation makes it inadequate for establishing causality in observational studies, where the presence of confounding is a major concern.

The *E-value* helps fill this gap by assessing whether an observed association could be fully explained away by an unmeasured confounder. If the *E-value* is large, it suggests that only an exceptionally strong confounder could eliminate the observed effect, thereby increasing confidence in a causal interpretation.

Method	Purpose	Evaluates unmeasured Confounders?
P-Value	Tests statistical significance	No
E-Value	Assesses robustness to confounding	Yes

In our example above, suppose the p -value = 0.03, indicating that the observed effect is statistically significant at the $\alpha = 0.05$ level. A low p -value suggests that the association is unlikely due to random chance, increasing confidence in the effect estimate. However, statistical significance alone does not imply causality. This is where the E-Value provides additional insight.

- If the E-Value is high (e.g., 3.41 in our example), it suggests that only an exceptionally strong confounder could nullify the observed association. In this case, the low p -value combined with a high E-Value strengthens the case for a causal relationship.
- Conversely, if the E-Value is close to 1, even a weak confounder could explain away the observed effect, making the low p -value less meaningful in terms of causal inference.
- If the p -value is not statistically significant (e.g., $p > 0.05$) but the E-Value is high, it may still indicate a potentially robust effect that could be obscured by sample size limitations or variability.

Thus, while the p -value assesses statistical significance, the E-Value evaluates causal robustness by addressing the potential impact of unmeasured confounding. The combined interpretation of both metrics enhances the reliability of observational study findings.

Applications of the E-Value

The *E-value* has been widely applied in various research fields to assess causal relationships while accounting for unmeasured confounding. Below are some key areas where it has been utilized:

1. Epidemiology

Observational studies in epidemiology often assess the effects of lifestyle factors, environmental exposures, and medical treatments on health outcomes (Vale et al., 2021). For instance, a study examining the association between air pollution and respiratory diseases may use the *E-value* to determine whether the observed effect is likely to be confounded by an unmeasured variable, such as socioeconomic status (Huang et al., 2021).

2. Clinical Research

In medical research, the *E-value* can be used to evaluate the robustness of findings from observational studies where randomization is not feasible. For example, a study investigating the effectiveness of a new drug for cardiovascular disease may calculate the *E-value* to assess whether an unmeasured confounder (e.g., patient adherence) could explain the observed treatment effect (Mathur & VanderWeele, 2022).

3. Social Sciences

In social sciences, many studies rely on observational data to examine causal relationships, such as the effect of education on income levels. The *E-value* can be used to determine whether an unmeasured factor (e.g., family background) is strong enough to completely account for the observed relationship between education and earnings (Sjölander & Greenland, 2022).

Conclusion and Discussion

The E-value provides researchers with a valuable and widely applicable tool for assessing the robustness of causal claims in observational studies. By quantifying the minimum strength of association that an unmeasured confounder must have with both the exposure and the outcome to fully explain away an observed association, it helps address one of the major limitations of non-randomized research—the inability to completely rule out bias from unmeasured confounding. As observational studies inherently lack randomization, they are vulnerable to residual confounding, making tools like the E-value crucial for evaluating causal robustness. When an observed association has a high E-value, researchers can be more confident that the effect is unlikely to be entirely due to unmeasured confounding. However, while the E-value enhances causal inference, it is not a definitive proof of causation and should be interpreted within the broader context of study design, confounding structures, and alternative sources of bias.

One of the key limitations of the E-value is its assumption that an unmeasured confounder has the same strength of association with both the exposure and the outcome (Sjölander, 2020). In many real-world scenarios, confounders may exhibit asymmetric effects, meaning they

may be more strongly correlated with the outcome than with the exposure or vice versa. This simplification may lead to an over- or underestimation of the true impact of unmeasured confounding. Additionally, while a high E-value strengthens causal claims, it does not definitively establish causation, as other sources of bias, such as measurement error, selection bias, and collider stratification bias, may still influence the validity of causal conclusions. Thus, researchers should not rely solely on the E-value but instead combine it with other sensitivity analysis techniques and methodological checks to ensure the robustness of their findings.

Given the increasing use of the E-value across epidemiology, social sciences, and medical research, future studies should focus on refining and expanding its methodology to address these limitations. One promising direction is the integration of the E-value with more advanced statistical models, such as Bayesian frameworks, causal machine learning approaches, and marginal structural models, to provide a more nuanced assessment of unmeasured confounding. Additionally, researchers should explore the applicability of the E-value across different study designs, including longitudinal studies, instrumental variable analyses, and multi-level observational frameworks. Further empirical studies are also needed to investigate how E-values compare with other sensitivity analysis methods, such as bounding approaches, tipping point analyses, and quantitative bias analyses.

In conclusion, the E-value serves as an intuitive and practical tool for evaluating the impact of unmeasured confounding in observational research. While it offers a valuable sensitivity analysis metric, researchers must interpret it cautiously and in conjunction with other analytical approaches to strengthen causal claims. By continuing to refine and expand the use of the E-value, future research can further enhance its utility, ultimately contributing to more rigorous, transparent, and credible causal inferences in non-randomized studies.

References

Ding, P., & VanderWeele, T. J. (2016). Sensitivity analysis without assumptions. *Epidemiology*, 27(3), 368–377.

VanderWeele, T. J., & Ding, P. (2017). Sensitivity analysis in observational research: Introducing the *E-value*. *Annals of Internal Medicine*, 167(4), 268–274. <https://doi.org/10.7326/M16-2607>

Mathur, M. B., Ding, P., Riddell, C. A., & VanderWeele, T. J. (2018). Website and R package for computing *E-values*. *Epidemiology*, 29(5), e45–e47.

VanderWeele, T. J., Ding, P., & Mathur, M. (2019). Technical considerations in the use of the *E-value*. *Journal of Causal Inference*, 7(2), 20180007. <https://doi.org/10.1515/jci-2018-0007>

Linden, A., Mathur, M. B., & VanderWeele, T. J. (2020). Conducting sensitivity analysis for unmeasured confounding in observational studies using *E-values*: The evalua package. *The Stata Journal*, 20(1), 162–175.

Sjölander, A. (2020). A note on a sensitivity analysis for unmeasured confounding, and the related *E-value*. *Journal of Causal Inference*, 8, 229–248. <https://doi.org/10.1515/jci-2020-0012>

VanderWeele, T. J., & Mathur, M. B. (2020). Commentary: Developing best-practice guidelines for the reporting of *E-values*. *International Journal of Epidemiology*, 49(5), 1495–1497. <https://doi.org/10.1093/ije/dyaa094>

Huang, L., Ma, J., Qiu, X., & Suo, T. (2021). Assess the application of the *E-value* in the unmeasured confounder evaluation of observational pharmaceutical studies. *Scientific Programming*, 2021, Article ID 9618161.

Vale, C. C. R., Almeida, N. K. O., & Almeida, R. M. V. R. (2021). On the use of the *E-value* for sensitivity analysis in epidemiologic studies. *Cadernos de Saúde Pública*, 37(6), e00294720. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00294720>

Verbeek, J. H., Whaley, P., Morgan, R. L., Taylor, K. W., Rooney, A. A., Schwingshackl, L., Hoving, J. L., Katikireddi, S. V., Shea, B., Mustafa, R. A., & others. (2021). An approach to quantifying the potential importance of residual confounding in systematic reviews of observational studies: A GRADE concept paper. *Environment International*, 157, 106868. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2021.106868>

Mathur, M. B. (2022). The M-Value: A simple sensitivity analysis for bias due to missing data in treatment effect estimates. *American Journal of Epidemiology*, 192(4), 612–620. <https://doi.org/10.1093/aje/kwac207>

Mathur, M. B., & VanderWeele, T. J. (2022). How to report *E-values* for meta-analyses: Recommended improvements and additions to the new GRADE approach. *Environmental International*, 160, 107032. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2021.107032>

Sjölander, A., & Greenland, S. (2022). Are *E-values* too optimistic or too pessimistic? Both and neither! *International Journal of Epidemiology*, 51(2), 355–363.
<https://doi.org/10.1093/ije/dyac018>

BÖLÜM 3

ENHANCING DUAL RESPONSE SURFACE METHODOLOGY THROUGH ROBUST ESTIMATION

ELİF KOZAN¹
AGAİ KOZAN²

Introduction

Robust parameter design is a critical methodology in industrial statistics, aiming to optimize the performance of systems while minimizing sensitivity to uncontrollable variations. Introduced by Taguchi [1], the concept has been widely adopted to enhance product and process quality under varying operational conditions. While Taguchi's methods brought significant advancements, their reliance on orthogonal arrays and signal-to-noise ratios has been criticized for oversimplification and inefficiency in capturing complex system behavior [2]. This has led to the evolution of more sophisticated methods that better handle the dual nature of real-world quality characteristics — namely, the simultaneous consideration of mean performance and variability.

¹ Dr, Ege University, Faculty of Science, Statistics, Orcid: 0000-0002-8267-074X

² Dr, Ege University, Faculty of Science, Statistics, Orcid: 0000-0002-7387-9701

In response to these criticisms, Vining and Myers [3] developed the **dual response surface methodology (DRSM)**, a seminal contribution that combines the philosophy of robust design with the flexibility of response surface models (RSM)..

The RSM, first introduced by Box and Wilson, is an effective procedure for modelling the possible process relationship between quality characteristics and design factors to determine optimum operating conditions [4]. Unlike classical RSM, which focuses solely on the expected response, DRSM models both the **mean** and **standard deviation** as separate response functions. This dual modeling structure enables practitioners to simultaneously optimize for performance and consistency, offering a more balanced and realistic approach to robust optimization. Other researchers have focused on enhancing the solution techniques used in DRSM, such as Del Castillo and Montgomery's [5] application of nonlinear programming, and Lin and Tu's [6] work on minimizing **mean square error (MSE)** as a more comprehensive objective criterion. Copeland and Nelson [7] further advanced this by proposing direct function minimization strategies. These developments have collectively made DRSM a powerful and adaptable framework for quality engineering.

However, classical implementations of DRSM typically rely on the **assumption of normally distributed response data**, which may not hold in real-world applications. Many industrial processes generate data that are skewed, contaminated, or discrete (e.g., Poisson, Gamma, or Bernoulli). When the assumption of normality is violated, the use of standard estimators such as the sample mean and variance can result in biased models and suboptimal operating conditions [8]. Park and Cho [8] and Lee et al. [9] highlighted how the traditional modeling of such data increases bias and reduces the reliability of results.

To address these shortcomings, there has been a growing emphasis on the use of robust estimators in both the mean and variance models. The foundational work by Tukey [14] and Huber [15-18] introduced the concept of M-estimators, which are designed to resist the influence of outliers and distributional deviations. Among these, the BS82 estimator stands out due to its efficiency and robustness in modeling skewed or contaminated data . Boylan and Cho [12] conducted comparative studies demonstrating the superior performance of BS82 in high-variability environments, making it an attractive alternative to classical estimators in robust design.

The integration of **interval-based modeling** into DRSM has further advanced the robustness of parameter design. Zeybek [10,11], Ouyang et al. [13], and He et al. [19] proposed methods that incorporate the uncertainty of parameter estimates directly into the optimization process. These studies utilize **confidence intervals** and **interval arithmetic** to define feasible solution spaces, thereby providing protection against estimation errors and making the models more reflective of practical uncertainties.

In light of these developments, the present study proposes a novel dual response surface model that integrates the **BS82 M-estimator** for modeling process variability and constructs **confidence-interval-based response surfaces** to represent mean performance. This approach not only addresses the limitations of normality-based assumptions but also introduces robustness to parameter uncertainty. The effectiveness of the proposed method is demonstrated through its application to a printing process dataset, a benchmark scenario frequently studied in the literature. Comparative analyses show that the proposed model outperforms traditional methods, particularly in terms of MSE reduction and estimation accuracy under skewed conditions **for the nominal-the-best (NTB) case**.

The Proposed Approach

In dual response surface methodology, Vining and Myers [3] proposed the use of point estimators for the sample mean and variance to model both the location and dispersion of a quality characteristic. Let y denote the quality characteristic of interest, influenced by k controllable factors $x_1, x_2, \dots, x_k$. The experiment is conducted at n different design points, and for each design point, r replicates are performed. The observed response at the i -th design point and j -th replicate is denoted by y_{ij} where $j = 1, \dots, r$ and $i = 1, \dots, n$.

At each design point i , the sample mean and sample standard deviation of the responses are used as point estimates for the expected value and variability of the quality characteristic. These estimators provide the foundation for modeling the response surfaces associated with both the mean and variability in dual response optimization.

$$\bar{y}_i = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r y_{ij}$$

and

$$s_i = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{j=1}^r (y_{ij} - \bar{y}_i)^2}$$

“Mean” and “Standard Deviation” response surface models are also created as given below:

$$\hat{\mu}(x) = \hat{\gamma}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\gamma}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\gamma}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < t}^k \sum \hat{\gamma}_{it} x_i x_t$$

$$\hat{\sigma}(x) = \hat{\delta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\delta}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\delta}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < t}^k \sum \hat{\delta}_{it} x_i x_t$$

where $\hat{\gamma} = (X'X)^{-1}X'w_{\mu}$ and $\hat{\delta} = (X'X)^{-1}X'w_{\sigma}$.

$w_{\mu} = (\overline{y_1}, \overline{y_2}, \dots, \overline{y_n})'$ and $w_{\sigma} = (s_1, s_2, \dots, s_n)'$ are the mean and standard deviation vectors. X shows the design matrix.

Equation (1) proposes the use of a $(1 - \alpha)$ **confidence interval** in place of the process mean for situations involving **non-normal data distributions**, as discussed in [20].

$$\left(\overline{y}_i + \frac{\hat{\mu}_{3,i}}{6r s_i^2} \right) \mp t_{\frac{\alpha}{2}, r-1} \frac{s_i}{\sqrt{r}} \quad (1)$$

In this context, $t_{\frac{\alpha}{2}, r-1}$ denotes the critical value from the **t-distribution** with $r - 1$ degrees of freedom, corresponding to a $\%(1-\alpha) \times 100$ **confidence level**. The term $\hat{\mu}_{3,i}$ represents the **sample-based estimate of the third central moment**, which serves as an indicator of **skewness** in the data.

This methodology accounts for the asymmetry between the **mean and median** induced by skewed distributions, thereby

enabling the **median to act as an unbiased estimator** of the central tendency. To further capture the location behavior of the response, the **midpoint** between the **lower endpoint (LE)** and **upper endpoint (UE)** of the confidence interval—defined at each design point i is used as a location performance metric.

The values of **LE** and **UE** are derived based on the interval formulation given in **Equation (1)** and are computed at each design point using the following expressions:

$$LE_i = \left(\bar{y}_i + \frac{\hat{\mu}_{3,i}}{6r s_i^2} \right) - t_{\frac{\alpha}{2}, r-1} \frac{s_i}{\sqrt{r}} \quad (2)$$

$$UE_i = \left(\bar{y}_i + \frac{\hat{\mu}_{3,i}}{6r s_i^2} \right) + t_{\frac{\alpha}{2}, r-1} \frac{s_i}{\sqrt{r}} \quad (3)$$

The resulting LE and UE response surface functions are therefore proposed as follows:

$$\widehat{LE}(x) = \hat{\alpha}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\alpha}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\alpha}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < t}^k \sum \hat{\alpha}_{it} x_i x_t \quad (4)$$

$$\widehat{UE}(x) = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < t}^k \sum \hat{\beta}_{it} x_i x_t$$

where $\hat{\alpha} = (X'X)^{-1}X'w_{LE}$, $\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'w_{UE}$; $w_{LE} = (LE_1, LE_2, \dots, LE_n)'$ and $w_{UE} = (UE_1, UE_2, \dots, UE_n)'$.

According to the principles of **interval analysis** as discussed in [21], [22], and [23], the **midpoint of an interval** can be

effectively used to represent the **location performance** of a system. The corresponding **response surface model** for this estimated location is formulated as follows:

$$\hat{\mu}(x) = \frac{\widehat{UE}(x) + \widehat{LE}(x)}{2} \quad (6)$$

Conventionally, the sample standard deviation is employed to construct the response surface for variability. However, in this study, the BS82 robust estimator is proposed as a more resilient alternative for modeling standard deviation.

Recognized as one of the most effective robust estimators, BS82 is defined as follows:

$$\hat{\sigma}_{BS82} = (8.2S_0) \sqrt{n \left(\frac{\sum \psi^2(z_i)}{\sum (\psi'(z_i))^2} \right)} \quad (7)$$

where $T_0 = \text{median}(y_i)$, $S_0 = \text{median}|y_i - T_0|$, $|z_i| = |(y_i - T_0)/(8.2S_0)|$,

$$\psi(z) = \begin{cases} z(1 - z^2)^2, & \text{if } |z| \leq 1 \\ 0, & \text{if } |z| > 1 \end{cases}.$$

In this study, the BS82 M-estimator is utilized to obtain robust estimates of the response variables. During the optimization phase, the objective function and associated constraints are formulated as follows:

For the nominal-the-best (NTB) case:

$$\text{Min } \hat{\sigma}(x) \quad \text{s.t.} \quad \hat{\mu}(x) = \tau \text{ and } x^* \in R$$

Here, τ represents the **target value** of the process, and the **experimental region** is defined based on the design structure: for cuboidal designs, the region is given by as $-1 \leq x_i \leq 1$, $i = 1, \dots, k$; and for spherical designs, by $x'x \leq \rho^2$, where ρ denotes the **design radius**.

In the context of the NTB case, if the goal is to account for potential **bias in the mean estimate** and enhance variability modeling, the **mean squared error (MSE)** criterion can be adopted as an alternative objective. In such instances, the optimization problem becomes:

$$\text{Min } MSE = (\hat{\mu}(x) - \tau)^2 + \hat{\sigma}(x)^2$$

This formulation balances both deviation from the target and process variability, making it particularly useful when strict adherence to the zero-bias condition is not required.

Illustrative Application

This section presents the implementation of the proposed **interval-based robust design approach** through a case study involving a **printing process**. As summarized in **Table 1**, a **3×3×3 full factorial design** with **three replications** was employed to investigate the effects of **speed** (x_1), **pressure** (x_2), and **distance** (x_3), on the printing machine's performance, measured by its ability (y) to accurately apply colored ink onto package labels. The process is designed to achieve a **target response value of 500**, with a **desired process standard deviation of 60**.

Table 1. The printing process study with s_{BS82} .

i	x_1	x_2	x_3	y_1	y_2	y_3	LE	UE	$\hat{\sigma}_{BS8}$
	1	1	1	4	0	8	7.23	4.83	1.59
		1	1	15	16	30	9.67	41.34	.88
		1	1	92	86	63	08.16	20.96	.28
1			1	2	8	8	7.32	4.53	.02
			1	4	78	88	68.32	44.77	.02
			1	22	50	50	00.16	80.48	.02
1			1	41	10	6	3.96	80.97	3.53
			1	59	51	59	44.76	67.71	.02
			1	90	80	45	12.56	29.96	2.11
0	1	1		1	1	1	0.98	1.02	.01
1		1		0	22	3	8.13	45.94	.64
2		1		19	76	76	74.54	38.05	.02
3	1			80	80	54	33.72	08.31	.02
4				72	72	72	71.98	72.02	.01
5				41	68	96	70.07	29.68	4.42
6	1			88	92	12	05.11	20.61	9.21
7				32	36	13	06.60	46.85	5.17
8				13	25	54	78.59	83.33	9.14
9	1	1		64	9	99	110.6	54.30	16.63
0		1		32	21	66	81.77	98.33	1.81

1	1	08	15	43	76.32	68.34	7.27
2	1	82	33	82	26.48	72.78	.02
3		07	15	34	73.52	95.30	.03
4		46	35	40		068.5	
					82.41	0	40.41
5	1	36	26	68	9.23	15.04	8.29
6		60	40	03	58.57	48.90	2.93
7		78	91	161		364.9	
					57.13	4	23.06

To illustrate the implementation of the proposed approach, a **significance level of $\alpha = 0.05$** is adopted, corresponding to a **95% confidence level** for the interval-based robust design. The **lower endpoint (LE)**, **upper endpoint (UE)**, and **BS82-based standard deviation s_{bm}** at each design point are computed using **Equations (2)–(3) and (7)**, and the results are presented in **Table 1**.

Following this, the **fitted response surface models** for LE, UE, and the robust standard deviation estimator $\hat{\sigma}_{BS82}(x)$ on the printing process data are formulated as follows:

$$\begin{aligned}\widehat{LE}(x) = & 239.63 + 148.39x_1 + 71.38x_2 + 59.65x_3 + 21.97x_1^2 \\ & - 18.14x_2^2 - 70.20x_3^2 \\ & + 47.01x_1x_2 + 62.83x_1x_3 + 8.90x_2x_3\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\widehat{UE}(x) = & 414.98 + 205.66x_1 + 147.51x_2 + 203.94x_3 \\ & + 41.35x_1^2 - 26.18x_2^2 + 13.91x_3^2 \\ & + 85.37x_1x_2 + 88.22x_1x_3 + 78.87x_2x_3\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{BS82}(x) = & 8.7 + 7.91x_1 + 15.96x_2 + 28.0x_3 + 14.4x_1^2 \\ & + 10.9x_2^2 + 9.4x_3^2 + 11.6x_1x_2 + 10.3x_1x_3 \\ & + 6.7x_2x_3\end{aligned}$$

The **fitted mean response function** $\hat{\mu}(x)$ is obtained through **Equation (6)**, which utilizes the definitions in **Equations (4) and (5)**.

During the **optimization phase**, the proposed robust optimization strategy is applied within a **cuboidal design region** defined by $-1 \leq x_i \leq 1$ for $i = 1, 2, 3$, and is implemented for both the **nominal-the-best (NTB)** scenario.

Table 2. A comparative study for the printing process data under the NTB case.

$\hat{\mu}(x)$	$\hat{\sigma}(x)$	95% CI of the mean		MSE
		$\widehat{LE}(x)$	$\widehat{UE}(x)$	
	2			
00	4.77	387.24	612.758	613.767

Conclusion

This study addresses the challenges posed by skewed experimental data and parameter uncertainty in dual response surface modeling. To overcome these issues, a novel robust estimation approach is proposed, replacing the traditional standard deviation with the BS82 M-estimator. This robust alternative enables more accurate modeling of both the mean and variability of the response, particularly when normality assumptions are violated. Additionally, the proposed framework incorporates confidence interval-based modeling to reflect uncertainty in parameter estimates and enhance the reliability of optimization results.

The methodology is implemented under the **nominal-the-best (NTB)** scenario, where the aim is to center the mean response at a target value while minimizing its variability. The effectiveness

of this interval-based robust design strategy is demonstrated through an application to a well-known printing process dataset. Results indicate that the proposed model consistently outperforms conventional techniques, especially in skewed or contaminated data environments, by providing more reliable and resilient optimization outcomes.

Looking ahead, future work will explore the extension of this methodology to alternative quality objectives, including **larger-the-better** and **smaller-the-better** cases. Such extensions will broaden the scope and applicability of the proposed approach across diverse industrial settings and decision-making environments, making it a more versatile tool in quality engineering.

ACKNOWLEDGEMENTS: This work was supported by Research Fund of the Ege University. Project Number:32502

References

1.G. Taguchi, "Introduction to Quality Engineering: Designing Quality into Products and Processes," Asian Productivity Organization: Tokyo, 1986.

2.G.E.P. Box, "Discussion of off-line quality control, parameter design, and the Taguchi method," Journal of Quality Technology, vol. 17, pp. 198-206, 1985.

3.G.G. Vining, R.H. Myers, "Combining Taguchi and response surface philosophies: A dual response approach," Journal of Quality Technology, vol. 22, no. 1, pp. 38-45, 1990.

4.G.E.P. Box, K.B. Wilson, "On the experimental attainment of optimum conditions," Journal of the Royal Statistical Society, vol. 13, pp. 1-45, 1951.

5.E. Del Castillo, D.C. Montgomery, "A nonlinear programming solution to the dual response problem," Journal of Quality Technology, vol. 25, pp. 199-204, 1993.

6.D.K.J. Lin, W. Tu, "Dual response surface," Journal of Quality Technology, vol. 27, no. 1, pp. 34-39, 1995.

7.K.A. Copeland, P.R. Nelson, "Dual response optimization via direct function minimization," Journal of Quality Technology, vol. 28, no. 1, pp. 331-336, 1996.

8.C. Park, B.R. Cho, "Development of robust design under contaminated and non-normal data," Quality Engineering, vol. 15, pp. 463-469, 2003.

9.S.B. Lee, C. Park, B.R. Cho, "Development of a highly efficient and resistant robust design," International Journal of Production Research, vol. 45, pp. 157-167, 2007.

10.M. Zeybek, "Confidence Interval based Quality Improvement for Non-normal Responses," Celal Bayar University Journal of Science, vol. 15 no. 2, pp. 199-204, 2019.

11.M. Zeybek, "Interval robust design under contaminated and non normal data," Communications in Statistics - Theory and Methods, vol. 49, no. 22, pp. 5406-5418, 2020.

12.G.L. Boylan, B.R. Cho, "Comparative studies on the high-variability embedded robust parameter design from the perspective of estimators," Computers and Industrial Engineering, vol. 64, pp. 442-452, 2013.

13.L. Quayang, Y. Ma, J.H. Byun, J. Wang, Y. Tu, "An interval approach to robust design with parameter uncertainty," International Journal of Production Research, vol. 54, no. 11, pp. 3201-3215, 2016.

14.J.W. Tukey, "A survey of sampling from contaminated distributions," In Olkin, I. (Ed.), Contributions to probability and statistics: Essays in honor of Harold Hotelling, CA: Stanford University Press, 1960, pp. 448-485.

15.P.J. Huber, "Robust estimation of a location parameter," The Annals of Mathematical Statistics, vol. 35, pp. 73-101, 1964.

16.P.J. Huber, "A robust version of the probability ratio test," The Annals of Mathematical Statistics, vol. 36, pp. 1753-1758, 1965.

17.P.J. Huber, "Robust estimation, Mathematical Centre Tracts," Amsterdam, 1968, pp. 3-25.

18.P.J. Huber, "Robut statistics," Wiley, New York, 1981.

19.Z. He, P.F. Zhu, and S.H. Park, "A robust desirability function method for multi-response surface optimization

considering model uncertainty,” *European Journal of Operational Research*, vol. 221, no. 1, pp. 241–247, 2012.

20.J.N. Johnson, “Modified t tests and confidence intervals for asymmetrical populations,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 73 no. 363, pp. 536-544, 1978.

21.L. Quayang, Y. Ma, J.H. Byun, J. Wang, Y. Tu, “An interval approach to robust design with parameter uncertainty,” *International Journal of Production Research*, vol. 54, no. 11, pp. 3201-3215, 2016.

22.R. Boukezzoula, S. Galichet, A. Bissierier, “A Midpoint–Radius approach to regression with interval data,” *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 52 pp. 1257-1271, 2011.

23.C. Jiang, Z.G. Zhang, Q.F. Zhang, X. Han, H.C. Xie, J. Liu, “A new nonlinear interval programming method for uncertain problems with dependent interval variables,” *European Journal of Operational Research*, vol. 238, no. 1, pp. 245–253, 2014.

BÖLÜM 4

SAĞLIK BİLİMLERİ ARAŞTIRMALARINDA İSTATİSTİKSEL ANALİZ İÇİN *jamovi* KULLANIMI

1. HAMZA ERDOĞDU¹

2. HARİKA GÖZDE GÖZÜKARA BAĞ²

Giriş

Klinik deneylerden epidemiyolojiye kadar, sağlık profesyonelleri ve araştırmacıları; istatistiksel analiz, hipotezleri test etmek, sağlık eğilimlerini anlamak ve bilinçli tıbbi kararlar

¹ DR. ÖĞR. ÜYESİ, HARRAN ÜNİVERSİTESİ,
BİYOİSTATİSTİK, 0000-0002-5025-2367

almak için ele aldıkları karmaşık veri kümelerinden anlamlı sonuçlar elde etmelerine yardımcı olacak istatistiksel paket programlarına ihtiyaç duymaktadır. IBM SPSS (Statistical Package for the Social Sciences-Sosyal Bilimler için İstatistik Paketi), tıbbi bilimlerde veri analizi ve istatistiksel değerlendirme için yaygın olarak kullanılan programların başında gelmektedir. Bununla birlikte son zamanlarda ücretsiz ve açık kaynaklı bir istatistiksel analiz yazılımı olan jamovi, kullanıcı dostu bir arayüze sahip olması ve güçlü özellikler sunması dolayısıyla araştırmacılar tarafından sıklıkla tercih edilmektedir (Aksu, Eser, & Reyhanlıoğlu, 2022; Antalyalı & Alparslan, 2022).

Bu çalışma; IBM SPSS, SAS ve Stata gibi ücretli tescilli programlara karşı bir alternatif olan jamovi'yi yeni başlayanlar için tanıtmayı amaçlamaktadır. Kurulum aşamasından başlayarak, incelenmek istenen veri setinin programa yüklenmesini, verilerin analizini ve görselleştirilmesini örnek veri setleri ile uygulamalı açıklamaktadır.

Çalışmada öncelikle jamovi yazılımına genel bir bakış sunulmuş, ardından kişisel bilgisayarlara kurulum sürecinin ayrıntılı bir açıklaması verilmiştir. Sonrasında, jamovi'de kullanılan veri türleri ve veri girişi prosedürleri tanıtılmıştır. Daha sonra yazılımda bulunan temel istatistiksel analiz seçenekleri tartışılmıştır. Uygulama bölümünde; bağımsız iki örneklem t testi, korelasyon ve regresyon analizleri ile faktör analizi gibi temel istatistiksel prosedürleri göstermek için çeşitli örnek veri kümeleri kullanılmıştır. Son olarak, çalışma gelişmiş analitik özellikleri

**² PROF. DR., İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ,
BİYOİSTATİSTİK VE TIP BİLİŞİMİ, 0000-0003-
1208-4072**

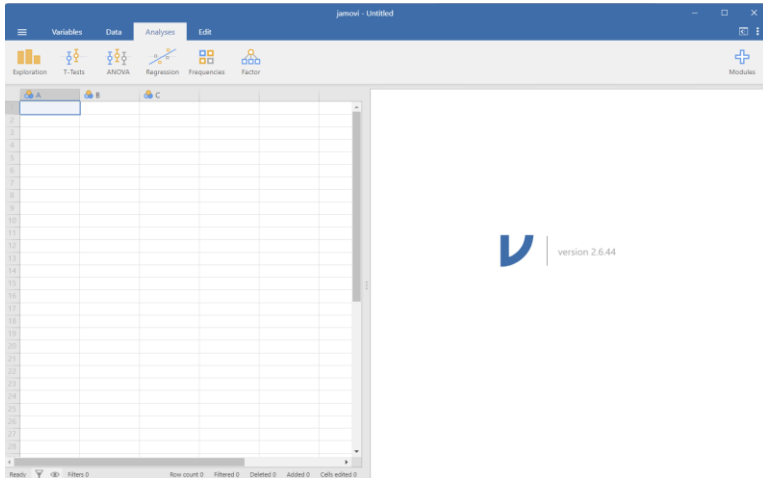
destekleyen 'jamovi kütüphanesinde' bulunan ek modülle ile tanımlarını özet bir tablo şeklinde sunmuştur.

jamovi'nin Kurulumu ve Genel Görünümü

Kullanımı kolay olacak şekilde üzerine tıklamalı (point-and-click) tasarlanan jamovi, yeni bir "3. nesil" istatistiksel elektronik tablodur. R istatistik dilinin üzerine inşa edilen ve ihtiyaç durumunda analizler için R kodunu sağlayan jamovi, kullanıcılara her zaman ücretsiz ve açık olacağı vaadini vermektedir. jamovi, <https://www.jamovi.org/download.html> ana sayfasından jamovi Cloud ile tarayıcıdan bulut sürümünü doğrudan kullanım veya jamovi Desktop ile bilgisayara indirilerek yükleme olanakları sunmaktadır (The jamovi project, 2023). jamovi'nin Windows, macOS ve Linux/Chromebook gibi farklı işletim sistemleri altında da çalışabilme olanağı bulunmaktadır.

jamovi ilk başlatıldığında, aşağıdaki gibi görünen bir kullanıcı arayüzüyle ekrana gelmektedir (Şekil 1).

Şekil 1 jamovi İlk Başlatıldığında Kullanıcı Arayüzü



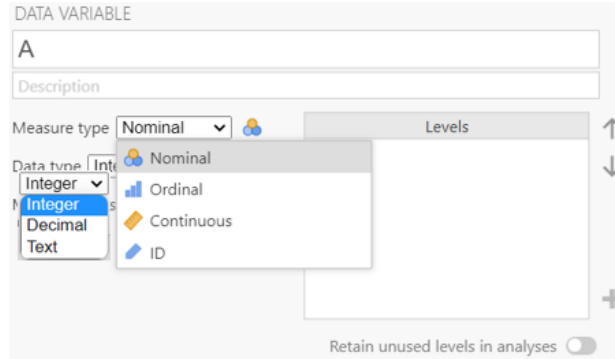
Karşılaşılan ekranın, üç ana bölgeden oluştuğu görülmektedir. Sol tarafta elektronik tablo, sağ tarafta analizler

(yeni bir veri kümesi için henüz herhangi bir analiz içermeyebilir) ve üst taraftaki şerit. Elektronik tablo ve analiz bölgelerini tıklanıp sürüklenenebilen ayırıcı yardımıyla ayarlamak mümkündür.

Veriler doğrudan manuel olarak jamovi elektronik tablosuna yazılabileceği gibi, alternatif olarak, çeşitli formatlardaki (.csv; .sav; .dta; sas7bdat) uzantılı mevcut veri dosyaları açılabilir.

jamovi'de farklı değişken türlerini ve bunların ölçüm seviyelerinin eşleştirilmesi veri sekmesinden Setup-Kurulum seçilerek veya sütun başlığına çift tıklanarak değişken düzenleyicinin başlatılması ile gerçekleştirilebilir. (Şekil 2).

Şekil 2. Değişken ve Veri Türleri



Programda, değişkenler üç veri türünden biri olabilir. Buna göre değerlerin;

1. **Integer** - (Tamsayı),
2. **Decimal** - (Ondalık),
3. **Text** - (Metin) yalnızca sayısal değil, alfanümerik

olduğu anlamına gelmektedir (SPSS'teki String'e benzer).

Bunun yanında, değişkenler dört ölçüm düzeyinden biri olabilir:

1.  **Nominal** - (Sınıflayıcı),

2.  **Ordinal** - (Sıralı),
3.  **Sürekli** – (Continuous), Aralık veya Oran ölçek türleri olarak kabul edilen sayısal değerlere sahip değişkenler (SPSS'teki Scale'e benzer)
4.  **ID** – (Kimlik), TC kimlik numarası gibi analiz sürecine dahil edilmeyecek herhangi bir tanımlayıcı değişken için kullanılır.

***jamovi* İle İstatistik Analiz**

Gerçekleştirilmek istenen bir analiz, üst kısımda bulunan Analyses-Analizler şeridinden veya menüden seçilebilir. Analizler altında bulunan seçenekler şunlardır:

- *T-Tests-T testleri (Bağımsız örneklem, eşleştirilmiş örneklem ve tek örneklem)*
- *ANOVA (Tek-yönlü, tekrarlanan ölçümler, ANCOVA, MANCOVA ve parametrik olmayan- Kruskal Wallis ve Friedman)*
- *Regression-Regresyon (Korelasyon matrisi, kısmi korelasyon, doğrusal regresyon, lojistik regresyon-binomial, multinomial ve ordinal)*

- *Frequencies-Frekanslar (Tek örneklem oran testleri, Ki-Kare uygunluk testi, çapraz tablolar- ki-kare ilişki testi ve McNemar Testi, Log-Linear regresyon)*
- *Factor-Faktör (Ölçek analizi- güvenilirlik analizi, veri indirgeme- temel bileşenler analizi (PCA), açıklayıcı faktör analizi (EFA), doğrulayıcı faktör analizi (CFA))*

Yukarıda verilen analizlerden biri gerçekleştirilmek istendiğinde, söz konusu analiz için seçilen değişkenlerin atanmasına ve farklı seçeneklere (hipotezlerin tek yönlü veya çift yönlü test edilmesi, eksik verilerin ele alınması, tanımlayıcı istatistikler ve varsayımların kontrol edilmesi vb.) imkân veren bir panel açılmaktadır. Aynı zamanda, analiz sonuçları da aynı ekranın sağında bulunan Results-Sonuçlar panelinde görünmektedir. Seçeneklerde yapılan değişiklikler aynı anda panelde güncellenmektedir.

Aşağıdaki bölümler, bağımsız örneklem t-testi, korelasyon ve doğrusal regresyon analizlerinin yanı sıra, jamovi kullanılarak faktör analizinin nasıl gerçekleştirileceğini göstermektedir.

Bağımsız İki Örneklem t-Testi

Bağımsız t testi, aynı zamanda eşleştirilmemiş t testi olarak da adlandırılır, iki bağımsız gruptaki ortalamalar arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığını belirleyen çıkarımsal bir istatistiksel testtir. Bu testi uygulamak için, sürekli normal dağılımlı bir değişken (test değişkeni) ve iki kategoriye sahip kategorik bir değişken (grup değişkeni) kullanılır (Mishra, Singh, Pandey, Mishra, & Pandey, 2019).

jamovi'de bağımsız iki örneklem t-testi'nin normallik ve varyansların eşitliği 'Assumption Checks' altında listelenen seçeneklerin işaretlenmesiyle yapılabilir.

Aşağıdaki Tablo 1’de, melanomlu hastalardan alınan doku biyopsilerinden elde edilen 40 lenfosit ve 50 tümör hücreleri çapları (µm) cinsinden verilmiştir. Lenfosit ve tümör hücrelerinin boyut ortalamaları karşılaştırılmak istensin.

Tablo 1 Melanomlu Hastalara Ait Lenfosit ve Tümör Hücre Çapları

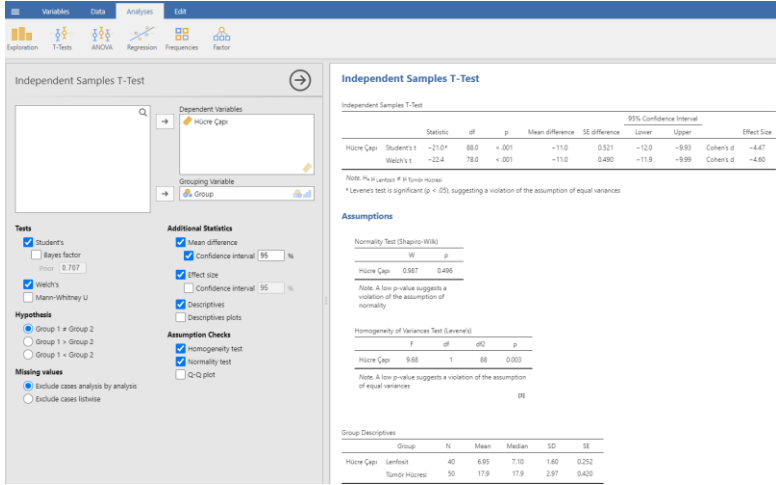
Lenfosit	9.0	9.4	4.7	4.8	8.9	4.9	8.4	5.9	6.3	5.7	5.0	3.5	7.8	10.4
	8.0	8.0	8.6	7.0	6.8	7.1	5.7	7.6	6.2	7.1	7.4	8.7	4.9	7.4
	6.4	7.1	6.3	8.8	8.8	5.2	7.1	5.3	4.7	8.4	6.4	8.3		

Tümör	12.6	14.6	16.2	23.9	23.3	17.1	20.0	21.0	19.1	19.4	16.7	15.9	15.8
	16.0	17.9	13.4	19.1	16.6	18.9	18.7	20.0	17.8	13.9	22.1	13.9	18.3
	22.8	13.0	17.9	15.2	17.7	15.1	16.9	16.4	22.8	19.4	19.6	18.4	18.2
	20.7	16.3	17.7	18.1	24.3	11.2	19.5	18.6	16.4	16.1	21.5		

Kaynak: Daniel & Cross, 2018, p. 224

Buna göre, aşağıda verilen jamovi çıktısı, sol üst köşede hangi testin çalıştırıldığını ve analizde kullanılan bağımlı değişkenin adını göstermektedir. Sağ panelde ise test sonuçları görülmektedir. Bu sonuçlar; t - istatistiği, serbestlik derecesi ve p -değerinden oluşan test sonuçları ilave olarak grup ortalamaları arasındaki fark için bir güven aralığı ve bir etki büyüklüğüdür. Bunun yanında Shapiro-Wilk normallik testi sonucu, varyansların homojenliğini değerlendirmek için Levene testi sonucu ve tanımlayıcı istatistiklerin yer aldığı bir tablo yer almaktadır.

Şekil 3 jamovi'de Bağımsız İki Örneklem t -Testi



Örneğimizde, elde edilen Shapiro-Wilk istatistiği $W=0.987$ normallik varsayımının sağlandığını gösterirken ($p=0.496$), bununla birlikte Levene's test istatistiği $F=9.68$ varyansların homojenliği varsayımının ihlal edildiğini ($p=0.003$) göstermektedir.

jamovi'de varyansların homojenliğine dayanmayan Welch's testi (Welch, 1947), onay kutucuğunun işaretlenmesiyle gerçekleştirilmektedir.

Örnek veri setinde, lenfosit hücrelerinin ortalama çapı $6.95 \mu\text{m}$ (standart sapma= 1.60) ve tümör hücrelerinin çapı $17.9 \mu\text{m}$ (standart sapma= 2.97), iki örnek ortalaması arasındaki fark $11.0 \mu\text{m}$ 'dir. Welch t testi, bu farkın istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ($t(78) = -22.04$, $p < 0.001$, $CI_{95} = [-9.99, -11.9]$, $d = -4.60$) belirtmektedir. Bu da tümör hücrelerinin çaplarının lenfosit hücrelerine göre önemli ölçüde büyük olduğunu göstermektedir.

Korelasyon Analizi

En geniş anlamıyla korelasyon, değişkenler arasındaki ilişkinin bir ölçüsüdür. Korelasyonlu verilerde, bir değişkenin büyüklüğündeki değişim, aynı (pozitif korelasyon) veya ters (negatif

korelasyon) ynde bařka bir deęiřkenin byklęndeki deęiřimle iliřkilidir. oęu zaman, korelasyon terimi iki srekli deęiřken arasındaki doęrusal bir iliřki baęlamında kullanılır ve Pearson rn-moment korelasyonu olarak ifade edilir. Pearson korelasyon katsayısı genellikle ortak normal daęılımlı veriler (iki deęiřkenli normal daęılımı izleyen veriler) iin kullanılır. (Schober, Boer, & Schwarte, 2018).

jamovi'de Pearson korelasyon katsayısı hesaplaması, 'Regression' – 'Correlation Matrix' dęmesine tıklanarak yapılmaktadır. Bunun yanında Spearman ve Kendal's tau-b korelasyon katsayıları da onay kutucukları tıklanarak hesaplanmaktadır.

Serpilme grafikleri yardımıyla iki srekli deęiřken arasındaki iliřkiyi grselleřtirmek korelasyon analizinde etkili bir yntemdir. Bu tr grafiklerde iki farklı deęiřken deęerinden oluřan her bir gzlem bir noktaya karřılık gelir.

jamovi'de serpilme grafięini elde etmek iin iki yntem sz konudur. Birincisi, sol ste bulunan 'Analyses-Exploration' mensnden, ikinci ise ekranının saę st křesindeki byk '+' Modules' simgesine tıklayarak, jamovi ktphanesinden 'scatr'ı bulduktan sonra 'ykle'ye tıklayarak yklemeftir.

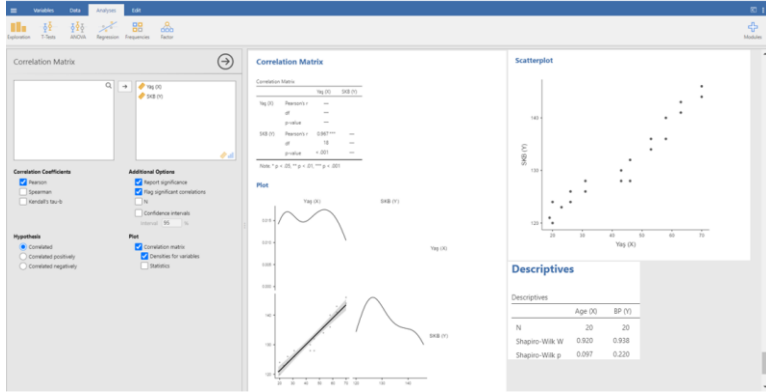
Ařaęıdaki Tablo 2'de, grnřte saęlıklı 20 yetiřkinin yařları (yıl) ve sistolik kan basınları (mmHg) verilmiřtir:

Tablo 2 20 Grnřte Saęlıklı Yetiřkinin Yařları ve Sistolik Kan Basınları

Yař (X)	20	43	63	26	53	31	58	46	58	70
SKB (Y)	120	128	141	126	134	128	136	132	140	144
Yař (X)	46	53	70	20	63	43	26	19	31	23
SKB (Y)	128	136	146	124	143	130	124	121	126	123

Buna göre örnek veri setimizde bulunan SKB ve Yaş sürekli değişkenleri sağdaki kutuya aktarıldığında, Şekil 4'teki çıktı Scatterplot- Serpilme grafiği ve Descriptives olmaksızın elde edilir.

Şekil 4 jamovi'de Korelasyon Matrisi



Bu saçılım grafiği, X ekseninde yaş (Yaş) ve Y ekseninde sistolik kan basıncı (SKB) olmak üzere iki değişken arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Yaş ve kan basıncı arasında pozitif bir ilişki vardır. Yaş arttıkça kan basıncı artma eğilimindedir. Daha genç bireylerde (20-30 yaş) kan basıncı çoğunlukla 120-130 mmHg civarında iken daha yaşlı bireylerde (60-70 yaş) kan basıncı (140 mmHg ve üzerinde) daha yüksektir.

Normal dağılım gösteren yaş ve kan basıncı (BP) arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için bir Pearson korelasyon katsayısı hesaplanmıştır. Sonuçlar güçlü bir pozitif korelasyon göstermektedir; $r(18)=0.967$, $p<0.001$, bu da yaş arttıkça kan basıncının da artma eğiliminde olduğunu göstermektedir.

Regresyon Analizi

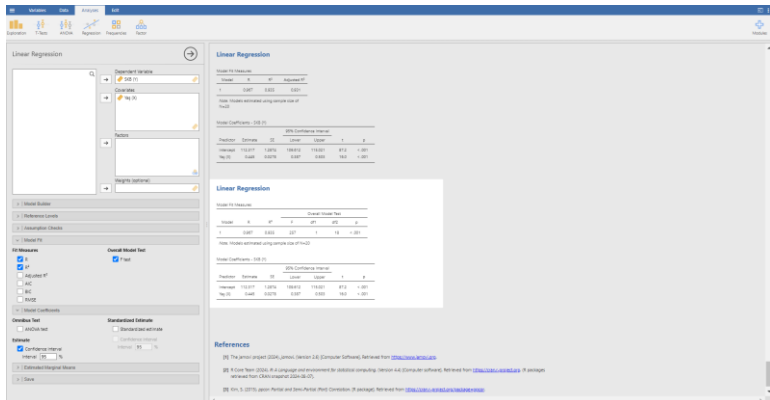
Regresyon analizi, bir veya daha fazla bağımsız değişken ile bir bağımlı değişken arasındaki ilişkileri niceliksel olarak belirler.

Regresyon, tıbbi araştırma veri analizinde neredeyse her yerde bulunan bir istatistiksel yöntemdir. Bir veya daha fazla bağımsız (yordayıcı, açıklayıcı) değişken ile bağımlı (tepki, sonuç) değişken arasındaki ilişkileri niceliksel olarak belirler. Bu ilişkiler, gözlemlenen verilere uyan bir istatistiksel modelin parametreleri tarafından matematiksel olarak belirlenir. Regresyon, yeni öngörücülerin belirlenmesi, karıştırıcı etkenlere göre ayarlanmış nedensel etkilerin tahmini ve gelecekteki sonuçların tahmini gibi çeşitli araştırma sorularını ele almak için kullanılabilir (Pisică et al., 2022).

jamovi'de regresyon analizi, 'Analyses – Regression – Linear Regression' yolu takip edilerek yapılmaktadır. Açılan pencerede yer alan değişkenlerden bağımlı değişken 'Dependent Variable' kutucuğuna diğer bağımsız değişken veya değişkenler ise 'Covariates' kutucuğuna atandığında sağda bulunan sonuç panelinde Linear Regression analizine ait Model Fit Measures ve Model Coefficients tabloları anlık olarak gözükmemektedir.

Yukarıda 3.2.1'de verilen görünüşte sağlıklı 20 yetişkine ait yaş ve sistolik kan basınç verileri regresyon analizi için kullanıldığında, aşağıda verilen Şekil 5 elde edilir.

Şekil 5 jamovi'de Doğrusal Regresyon



Yaşın sistolik kan basıncı (SKB) üzerindeki etkisini incelemek için basit doğrusal regresyon analizi gerçekleştirildi. Sonuçlar, genel modelin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ve SKB puanlarındaki varyansın önemli bir oranını açıkladığını göstermektedir, $R = 0.967$, $R^2 = 0.935$, $F(1, 18) = 257$, $p < 0.001$.

Yaş için regresyon katsayısı anlamlı bulunmuştur, $b_1 = 0.445$, $SE = 0.0278$, %95 CI [0.387, 0.503], $t(18) = 16.00$, $p < 0.001$. Bu katsayı, yaştaki her bir yıllık artış için sistolik kan basıncının 0.445 mmHg arttığını göstermektedir. Modelde sabit terim de anlamlı bulunmuştur, öyle ki; $b_0 = 112.317$, $SE = 1.2874$, %95 CI [109.612, 115.021], $t(18) = 87.20$, $p < 0.001$.

Faktör Analizi

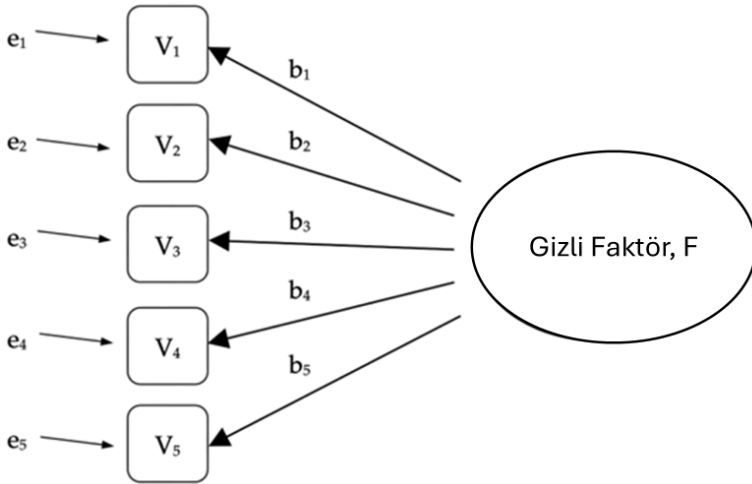
Faktör analizi, gözlemlenmeyen özellikleri veya gizli özellikleri, tipik olarak faktörler olarak adlandırılan, muhtemelen deneklerin gözlemlenen belirli bir değişkenler kümesindeki performansının altında yatan ve bunların birbirleriyle olan ilişkilerini açıklayan 'açıklama' (keşfetme) prosedürü olarak geliştirilmiştir. Bu faktörler doğrudan ölçülebilir değildir, bunun yerine gizli rastgele değişkenler veya yapılar olup, gözlemlenen ölçümler bunların göstergeleridir. İstatistiksel olarak, faktör analizinin amacı, mümkün olduğunca az faktörle belirgin (gözlemlenen) değişken ilişkilerini (yani belirgin değişken ilişkilerinin örüntüsünü) açıklamaktır. Bu nedenle, faktörlerin önemli ölçüde yorumlanabilir olması ve belirli gözlemlenen değişken kümelerinin (veya alt kümelerinin) neden kendi aralarında yüksek oranda ilişkili olduğunu açıklaması beklenir (Raykov & Marcoulides, 2008, p. 241).

Keşifsel Faktör Analizi (EFA), gözlemlenen verilerden saklı olarak bulunan gizli (latent) faktörleri ortaya çıkarmak için kullanılan bir istatistiksel tekniktir. Bu teknik, ölçülen değişkenlerin bir kümesinin, örneğin $V1$, $V2$, $V3$, $V4$ ve $V5$ 'in, altta yatan bir gizli

faktörün ölçüleri olarak ne ölçüde temsil edilebileceğini hesaplar.

Bu gizli faktör, yalnızca bir gözlenen değişken aracılığıyla ölçülemez, bunun yerine bir dizi gözlenen değişkende neden olduğu ilişkilerde kendini gösterir. Şekil 6'da görselleştirildiği gibi belli bir dereceye kadar her bir gözlenen değişken V , altta yatan gizli faktör (F)'den kaynaklanır, bu ilişki, b_1 'den b_5 'e kadar olan katsayılarla (faktör yükleri olarak da bilinir) gösterilir. Ayrıca, her gözlenen değişkenin ilişkili e_1 'den e_5 'e kadar hata terimi vardır. Her hata terimi, altta yatan gizli faktör tarafından açıklanamayan, ilişkili gözlenen değişkendeki (V_i) varyanstır (Navarro & Foxcroft, 2025, p. 378).

Şekil 6 Gözlenen Değişkenler Arasındaki İlişkinin Altında Yatan Gizli Faktör



jamovi'de Faktör Analizi, ana sayfadaki 'Factor' düğmesine tıklanarak yapılmaktadır. Data Reduction alt menüsünde Principal Component Analysis, Exploratory Factor Analysis ve Confirmatory Factor Analysis gibi üç farklı çok değişkenli istatistiksel teknik bulunmaktadır.

Aşağıdaki Tablo 3'te, 10-12 yaşları arasında 25 çocuğa ait kalça çevresi, karın çevresi, göğüs çevresi, uyluk çevresi, el bileği çevresi, aktif sıçrama yüksekliği ve squat sıçrama yüksekliği bulgularını içeren veri seti verilmiştir. Gözlemlenen 7 adet değişken tarafından ölçülen veri setinde, bazı temel gizli faktörlerin olup olmadığını görmek için veriler incelenmek istenmektedir.

Tablo 3 25 Çocuğun Çevre ve Sıçrama Ölçümleri (cm)

Çocuk	KALÇAÇ	KARINÇ	GÖĞÜŞÇ	UYLUKÇ	ELBİLÇ	AKTİFS	SQUATS
1	63,5	57,75	62	36,5	12,15	25	25,9
2	74,25	71	70,25	42,6	15,25	18,1	16,3
3	70,25	60	64,75	39,25	13,45	20,1	19,3
4	76,75	73,5	72,75	41	13,5	18,3	19,5
5	75,25	67,7	73,75	42,75	14	21,8	16,5
6	76,75	66	66	40,15	14,5	18,3	18
7	72,45	61,75	67,5	39,9	13,55	20,8	20,3
8	68,25	58,5	65,25	38,75	13,45	18,3	16,4
9	83	75,75	74,75	43,6	14,85	17,8	19,5
10	77	61,5	67,75	42,5	13,85	23,2	26,1
11	80,25	74,5	75,9	44	13,5	25	26,5
12	87	79,75	93,75	48,5	14,5	16,5	25,1
13	84,5	66,25	68,75	41,7	15	30,5	16,6
14	73,25	63,5	70	40,5	13,45	30,4	25,6
15	73,6	64,5	69,95	42,4	13,95	27,2	24,3
16	79	65	77,1	43	14	26,7	20,7
17	85,75	74,5	78,75	47	14,8	22,1	17,8
18	85,25	73,5	75,65	46,15	15,65	21	17,8
19	76,5	61,5	69,75	43,6	14,5	25,3	28,8
20	102	93,2	87,25	51,5	16,6	17,3	16
21	73,75	72,25	63,25	36,25	14	19,9	22,9
22	75,95	69	66,9	38,25	14	22	23,4
23	85,5	74,55	72	44,1	13,5	26,4	23,7
24	76	65,75	68,5	47,7	15,3	29,2	27,7
25	77,85	69,5	76,25	44,95	14	23,9	20,6

jamovi'de Keşifsel Faktör Analizi (EFA) yapmak için:

- *EFA analiz penceresini açmak için ana jamovi düğme çubuğundan 'Factor' – 'Exploratory Factor Analysis' i seçin.*
- *Değişkenleri seçin ve bunları 'Variables' kutusuna aktarın.*
- *Assumption Checks, Rotation Method, Number of Factors ve Additional Output seçenekleri dahil olmak üzere uygun seçenekleri işaretleyin.*

Şekil 7 jamovi'de EFA Analiz Penceresi

Exploratory Factor Analysis

Variables

- KALÇA
- KARINÇ
- GÖĞÜŞ
- UYLUKÇ
- ELBİLÇ
- AKTİFS
- SQUATS

Method

Extraction: Minimum residuals

Rotation: Oblimin

Number of Factors

☒ Based on parallel analysis

☐ Based on eigenvalue

Eigenvalues greater than: 0

☐ Fixed number

1 factor(s)

Assumption Checks

☒ Bartlett's test of sphericity

☒ KMO measure of sampling adequacy

Factor Loadings

Hide loadings below: 0.3

☐ Sort loadings by size

Additional Output

☒ Factor summary

☒ Factor correlations

☐ Model fit measures

☐ Initial eigenvalues

☒ Scree plot

*Öncelikle varsayımların kontrol edilmesi uygun olacaktır.
Buna göre;*

Bartlett'in küresellik testi önemlidir (<0.001), dolayısıyla veri setinde bulunan değişkenlerin daha küçük bir faktör kümesiyle özetlenebilecek ölçüde birbirleriyle ilişkili olduğu varsayım karşılanmıştır.

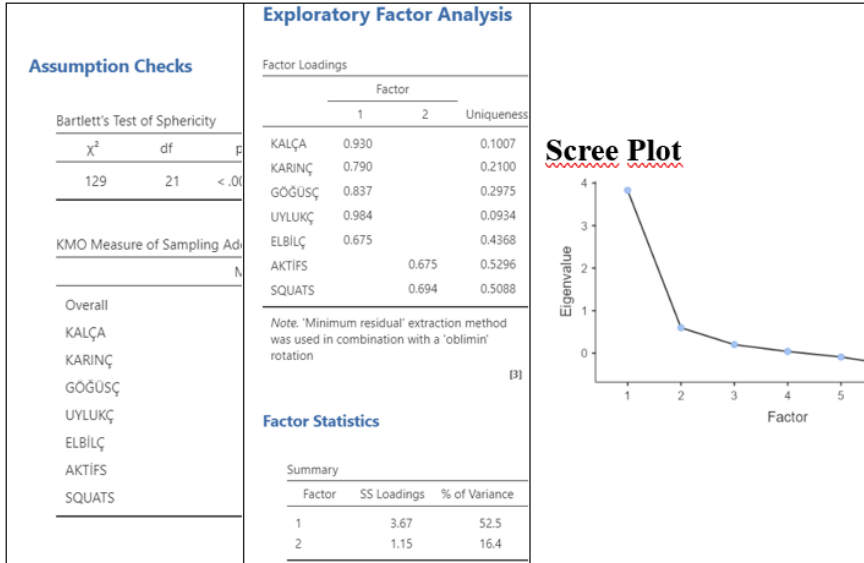
KMO örnekleme yeterliliği ölçüsü (MSA) genel olarak 0,684'tür; bu da orta düzeyde örnekleme yeterliliği olarak nitelendirilebilir.

Verilerden kaç tane faktörün çıkarılacağına karar verirken yaygın kural, tüm bileşenleri 1'den büyük özdeğerlerle seçmek ve Scree grafiklerinden yararlanmaktır (bakınız Şekil 7). Elde edilen sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde 7 değişkenden oluşan veri setinin iki faktörle tanımlanabileceği fikrinin ağır bastığı görülmektedir.

Verilerdeki toplam varyansın iki faktör tarafından açıklanma oranının yaklaşık % 69 olduğu anlaşılmaktadır. Faktör 1 varyansın yaklaşık % 53'nü, faktör 2 ise yaklaşık %16'sını açıklamaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, verilerin sahip olduğu varyansın büyük oranda açıklandığı söylenebilir.

Son olarak, faktör 1 için “çevre ölçüleri faktörü” ve faktör 2 için “sıçrama yüksekliği faktörü” anlamlı faktör isimleri olarak tercih edilebilir.

Şekil 8 jamovi'de EFA Varsayım Kontrolleri ve Analiz Sonuçları



Bazı gelişmiş analizler jamovi'nin varsayılan kurulumuna dahil olmamakla birlikte ek modüller yükleyerek bunlara kolayca

erişmek mümkündür. jamovi'de ekranının sağ üst köşesindeki büyük '+' simgesine tıklayarak, 'jamovi library' kütüphanesinde bulunan bazı modüller ve işlevleri aşağıda Tablo 2'de verilmiştir. Sonrasında modüllerin olduğu listeye giderek ve kullanılmak istenen herhangi bir modül üzerine tıklanarak bilgisayara yüklenebilir.

Tablo 4 jamovi Library'de Bulunan Bazı Modüller ve İşlevleri

<i>Modül Adı</i>	<i>İşlevi</i>
<i>scatr</i>	<i>Marjinal yoğunluk veya kutu grafikleri ve doğrusal regresyon çizgileri ekleme seçenekleriyle gelişmiş dağılım grafiklerinin oluşturulmasını sağlar. Bu modül özellikle keşifsel veri analizi için faydalıdır.</i>
<i>Rj</i>	<i>jamovi içerisinde bir R komut dosyası düzenleyicisi entegre edilerek kullanıcıların özel R kodunu doğrudan jamovi ortamında yürütmesine olanak tanır.</i>
<i>jpower</i>	<i>Çeşitli istatistiksel testler için güç analizini kolaylaştırır ve uygun örneklem büyüklüklerinin belirlenmesine yardımcı olur.</i>
<i>GAMLj</i>	<i>Karma modeller de dahil olmak üzere Genelleştirilmiş Doğrusal Modeller için araçlar sağlar ve mevcut regresyon analizlerinin aralığını genişletir.</i>
<i>jsq</i>	<i>jamovi içindeki analitik yaklaşımları genişleten Bayesci istatistiksel yöntemler sunar.</i>
<i>Flexplot</i>	<i>Seçilen değişkenlere göre uygun grafikleri otomatik olarak seçer ve oluşturur ve veri görselleştirmesine yardımcı olur.</i>
<i>Walrus</i>	<i>Normallik gibi varsayımların ihlallerine daha az duyarlı olan t-testleri ve ANOVA'lar gibi sağlam istatistiksel testler sunar.</i>
<i>MAJOR</i>	<i>Yeni çalışmalar eklendikçe sonuçların otomatik olarak güncellenmesiyle çeşitli girdi türlerini (örneğin, etki büyüklükleri, korelasyon katsayıları) kullanarak meta-analizi kolaylaştırır.</i>
<i>PAMLj</i>	<i>Etkileşimli grafikler ve tablolarla duyarlılık analizi de dahil olmak üzere kapsamlı güç analizi araçları sağlar ve çok çeşitli istatistiksel yöntemleri destekler.</i>
<i>DoE</i>	<i>Faktöriyel, yanıt yüzeyi, karışım ve Taguchi tasarımları dahil olmak üzere çeşitli deneysel tasarımları ve ilişkili modelleme araçlarını destekler.</i>

<i>SurveyMV</i>	<i>Nominal, sıralı ve sürekli veriler için çeşitli grafiklerin (çubuk grafikler, histogram) oluşturulmasına olanak tanır ve standart çizim seçeneklerini tamamlar.</i>
<i>JJStatsPlot</i>	<i>Korelasyon matrisleri ve dağılım grafikleri dahil olmak üzere farklı veri türleri için çeşitli istatistiksel grafiklerin oluşturulmasını sağlayarak veri görselleştirme yeteneklerini geliştirir.</i>
<i>medmod</i>	<i>Aracılık ve moderasyon analizlerini kolaylaştırır ve kullanıcıların verileri içindeki dolaylı etkileri ve etkileşim etkilerini keşfetmelerine olanak tanır.</i>
<i>jsurvival</i>	<i>Kaplan-Meier grafikleri ve Cox regresyon modelleri dahil olmak üzere Sağkalım analizi için araçlar sağlar ve olay-zaman veri analizi için yararlıdır.</i>
<i>ClinicoPath</i>	<i>Klinikopatolojik verilerin görselleştirilmesi için tasarlanmıştır ve tıbbi araştırmalar için özel grafikler ve analizler sunar.</i>
<i>SEMIj</i>	<i>Yapısal Eşitlik Modellemesini (SEM) destekler. Gözlenen ve gizli değişkenler arasındaki karmaşık ilişkilerin analizini sağlar.</i>
<i>jamoviConnect</i>	<i>jamovi arici veri kaynakları ve uygulamalarıyla bağlamak için araçlar sunar ve veri bütünleştirme yeteneklerini geliştirir.</i>
<i>jamoviReadStat</i>	<i>SPSS, SAS ve Stata veri dosyalarını okumak için bir Python kütüphanesi, çeşitli istatistiksel yazılımlardan veri içe aktarmayı kolaylaştırır.</i>
<i>jmvtools</i>	<i>jamovi modüllerinin geliştirilmesini basitleştiren, özel modüller oluşturmak, test etmek ve dağıtmak için işlevler sağlayan bir R paketi.</i>
<i>jmvcore</i>	<i>Modül geliştirme ve işletimi için gerekli işlevleri ve altyapıyı sağlayan jamovi için temel R paketi.</i>

Sonuç

jamovi, kullanımı kolay bir ara yüze sahip ve çok sayıda istatistiksel testi gerçekleştirmeye olanak veren, açık kaynaklı bir istatistiksel analiz yazılımıdır.

jamovi, ticari alternatiflerin finansal kısıtlamaları olmadan erişilebilir, yüksek kaliteli istatistiksel araçlar sunarak, akademik ve araştırma ortamlarında sağlam istatistiksel analizler yürütmenin uygulanabilirliğini önemli ölçüde artırmaktadır.

Özellikle üniversite düzeyindeki biyoistatistik derslerinde öğretilen testleri uygulamak için genellikle gerekli olan birçok ticari istatistiksel yazılım paketinin yüksek maliyeti göz önüne alındığında, jamovi oldukça uygulanabilir bir alternatif olarak ortaya çıkmaktadır. Erişim kolaylığı, onu eğitim süreci boyunca öğrenciler için özellikle uygun hale getirerek, istatistiksel analizler yürütmek için pratik bir çözüm olarak sunmaktadır.

Benzer şekilde veri analizi için ücretsiz ve yasal olarak erişilebilir bir platform sağlayan jamovi, akademik çalışmalarında lisanssız yazılım kullanımıyla ilgili etik endişelerle karşılaşabilecek sağlık bilimleri araştırmacıları için ikna edici bir alternatif sunmaktadır.

Lisans ve lisansüstü öğrencileri ile çalışmalarında istatistiksel analize ihtiyaç duyan araştırmacılar için ideal bir giriş niteliği taşıyan açık erişimde ücretsiz olarak sunulan jamovi ile İstatistik Öğrenme için bakınız (4).

jamovi, özellikle istatistiksel hesaplama ve veri analizi için geliştirilen R istatistiksel programlama dili üzerine kurulduğundan, programlamaya yeni başlayan ve temel istatistik ve veri bilimi için R öğrenmek isteyen kişiler için erişilebilir ve sağlam bir giriş noktası görevi görebilir. Her analiz için temel R sözdiziminin kullanılabilir hale getirildiği jamovi'nin "sözdizimi modu- syntax mode" mevcut olup sorunsuz bir geçiş için bunun kopyalanıp R'ye yapıştırılması yeterli olmaktadır. Alternatif olarak, "Rj" modülünün entegrasyonu, kullanıcıların doğrudan jamovi ortamına özel R komut dosyaları yerleştirmelerine ve yürütmelerine olanak

*tanımakta ve grafiksel bir kullanıcı arayüzünün kolaylığını
korurken gelişmiş analitik yetenekler sağlamaktadır.*

*'jamovi library' modüler mimarisi, jamovi'nin en avantajlı
özelliklerinden biridir. Kurulumdan sonra özelleştirilmesi veya
genişletilmesi genellikle zor olan birçok istatistiksel yazılım
paketinin aksine, jamovi kullanıcıların minimum çabayla sorunsuz
bir şekilde yeni analitik yetenekleri programa entegre etmelerine
olanak tanımaktadır.*

Kaynakça

Alpar, R. (2022). Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler (8. Baskı). Detay Yayıncılık.

Aksu, G., Eser, M. T., & Reyhanlıoğlu, Ç. (2022). Jamovi ile Veri Analizi. Pegem Akademi Yayıncılık (e-kitap).

Antalyalı, Ö. L., & Alparslan, A. M. (Ed.). (2022). Jamovi Uygulamalı İstatistik Analizleri - Sosyal Bilimcilere Yönelik Araştırma Hikâyeleri İle Anlatım. Nobel Akademik Yayıncılık.

The jamovi project. (2023). jamovi (Version 2.4) [Computer software]. <https://www.jamovi.org>

Daniel, W. W., & Cross, C. L. (2018). Biostatistics: A foundation for analysis in the health sciences (11th ed., p. 224). Wiley.

Danielle J. Navarro and David R. Foxcroft, Learning Statistics with jamovi: A Tutorial for Beginners in Statistical Analysis. Cambridge,

UK: Open Book Publishers, 2025,
<https://doi.org/10.11647/OBP.0333>

Mishra, P., Singh, U., Pandey, C. M., Mishra, P., & Pandey, G. (2019). Application of Student's t-test, analysis of variance, and covariance. *Annals of Cardiac Anaesthesia*, 22(4), 407–411.
https://doi.org/10.4103/aca.ACA_94_19

Navarro, D. J., & Foxcroft, D. R. (2025). Learning statistics with jamovi: A tutorial for beginners in statistical analysis. Open Book Publishers. <https://doi.org/10.11647/OBP.0333>

Pisică, D., Dammers, R., Boersma, E., & Volovici, V. (2022). Tenets of Good Practice in Regression Analysis. A Brief Tutorial. *World neurosurgery*, 161, 230–239.e6.
<https://doi.org/10.1016/j.wneu.2022.02.112>

Raykov, T., & Marcoulides, G.A. (2008). *An Introduction to Applied Multivariate Analysis* (1st ed.). Routledge.
<https://doi.org/10.4324/9780203809532>

Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation. *Anesthesia and analgesia*, 126(5), 1763–1768.
<https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>

WELCH B. L. (1947). The generalisation of student's problems when several different population variances are involved. *Biometrika*, 34(1-2), 28–35.
<https://doi.org/10.1093/biomet/34.1-2.28>

NİCEL KARAR YÖNTEMLERİ ALANINDA ULUSLARARASI ARAŞTIRMALAR VE DEĞERLENDİRMELER

