



**T.C.
VAN YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HAYES PROCESS YÖNTEMİ İLE ARACI (MEDIATOR) DEĞİŞKEN
ANALİZİ: SAĞLIK ALANINDA BİR UYGULAMA**

**Mehmet Sıddık ÇETİNEL
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
(TIP PROGRAMI)
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**DANIŞMAN
Doç. Dr. Sadi ELASAN**

VAN-2025



**T.C.
VAN YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HAYES PROCESS YÖNTEMİ İLE ARACI (MEDIATOR) DEĞİŞKEN
ANALİZİ: SAĞLIK ALANINDA BİR UYGULAMA**

**Mehmet Sıddık ÇETİNEL
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
(TIP PROGRAMI)
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**DANIŞMAN
Doç. Dr. Sadi ELASAN**

VAN-2025

KABUL VE ONAY

Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyoistatistik Anabilim Dalı'nda Mehmet Sıddık ÇETİNEL tarafından hazırlanan “HAYES PROCESS YÖNTEMİ İLE ARACI (MEDIATOR) DEĞİŞKEN ANALİZİ: SAĞLIK ALANINDA BİR UYGULAMA” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak OY BİRLİĞİ ile kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 17/03/2025

Prof. Dr. Sıddık KESKİN
Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi
(Jüri Başkanı)

Doç. Dr. Sadi ELASAN
Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi
(Jüri Üyesi)

Prof. Dr. Hamit MİRİTAGİOĞLU
Bitlis Eren Üniversitesi
(Jüri Üyesi)

Tez hakkında alınan jüri kararı, Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu tarafından onaylanmıştır.

Prof. Dr. Semiha DEDE
Sağlık Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

T.C.

VAN YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ

SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE

Yüksek Lisans tezi olarak hazırlayıp sunduğum “*HAYES PROCESS YÖNTEMİ İLE ARACI (MEDIATOR) DEĞİŞKEN ANALİZİ: SAĞLIK ALANINDA BİR UYGULAMA*” başlıklı tezim; bilimsel ahlak ve değerlere uygun olarak tarafımdan yazılmıştır. Tezimin fikir/hipotezi tümüyle tez danışmanım ve bana aittir. Tezde yer alan çalışma/araştırma tarafımdan yapılmış olup, tüm cümleler, yorumlar bana aittir. Bu tezdeki bütün bilgiler akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak hazırlanıp, bu kural ve ilkeler gereği, çalışmada bana ait olmayan tüm veri, düşünce ve sonuçlara atıf yapılmış ve kaynak gösterilmiştir.

Yukarıda belirtilen hususların doğruluğunu beyan ederim.

Mehmet Sıddık ÇETİNEL

17/03/2025

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasında, çalışmanın yapılması fikrinden gerçekleşmesine kadar her türlü ilgi, rehberlik ve yardımlarını esirgemeyen danışmanım Doç. Dr. Sadi ELASAN'a ve hocam Prof. Dr. Sıddık KESKİN'e teşekkür ederim. Son olarak, tez süreci boyunca, anlayış, motivasyon ve sabırla desteklerini benden hiçbir zaman esirgemeyen başta babam ve annem olmak üzere aileme ve Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi çalışanlarına ve hocalarıma teşekkür ederim.

Mehmet Sıddık ÇETİNEL

ÖZET

Çetinel, M.S., Hayes Process Yöntemi ile Aracı (Mediator) Değişken Analizi: Sağlık Alanında Bir Uygulama, Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Tıp Fakültesi, Biyoistatistik Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, Van, 2025. Bu çalışma, sağlık alanında bağımsız değişkenler ile bağımlı değişkenler arasındaki ilişkilerde aracı (mediator) değişkenlerin rolünü incelemekte ve bu ilişkileri Hayes Process yöntemi kullanarak analiz etmektedir. Geleneksel aracılık analiz yöntemleri, normal dağılım varsayımı, düşük istatistiksel güç ve dolaylı etkilerin doğrudan test edilememesi gibi sınırlılıklara sahiptir. Buna karşın, Hayes Process yöntemi, bootstrapping tekniği sayesinde normal dağılım varsayımı gerektirmeden dolaylı etkileri test edebilmekte ve daha güvenilir sonuçlar sunmaktadır. Araştırmada, açık erişimli veri setleri kullanılarak basit ve çoklu aracılık modelleri uygulanmıştır. Çalışmada, yaş değişkeninin biyokimyasal belirteçler (CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST) üzerindeki etkisinin LDH seviyeleri ile nasıl bağlantılı olduğu analiz edilmiştir. Bulgular, aracı değişkenlerin bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkide kritik bir rol oynadığını ortaya koymaktadır. Elde edilen sonuçlar, Hayes Process yönteminin, sağlık araştırmalarında karmaşık ilişkileri belirlemek, dolaylı etkileri test etmek ve istatistiksel modellemelerde güvenilir çıkarımlar yapmak açısından güçlü bir analiz aracı olduğunu göstermektedir. Ayrıca, bu yöntemin geleneksel istatistiksel yaklaşımlara kıyasla daha esnek, geçerli ve güvenilir sonuçlar sunduğu görülmüştür. Sonuç olarak, bu çalışma, sağlık alanında istatistiksel analizlerin etkinliğini artırmayı, aracı değişkenlerin rolünü daha iyi anlamayı ve sağlık politikalarının geliştirilmesine yönelik önemli metodolojik ve uygulamalı katkılar sunmayı amaçlamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Aracılık analizi, Hayes Process, bootstrapping, moderasyon analizi.

ABSTRACT

Çetinel, MS, Mediator Variable Analysis Using the Hayes Process Method: An Application in the Field of Health, Van Yuzuncu Yil University, Institute of Health Sciences, Faculty of Medicine, Department of Biostatistics, Master's Thesis, Van, 2025. This study examines the role of mediator variables in the relationships between independent and dependent variables in the field of health and analyses these relationships using the Hayes Process method. Traditional mediation analysis methods have limitations such as normal distribution assumption, low statistical power, and inability to directly test indirect effects. In contrast, the Hayes Process method can test indirect effects without requiring a normal distribution assumption and provides more reliable results thanks to the bootstrapping technique. In the study, simple and multiple mediation models were applied using open access data sets. In the study, how the effect of the age variable on biochemical markers (CREA, CAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST) is related to LDH levels was analyzed. The findings reveal that mediating variables play a critical role in the relationship between the independent variable and the dependent variable. The results obtained show that the Hayes Process method is a powerful analysis tool in health research in terms of determining complex relationships, testing indirect effects and making reliable inferences in statistical modelling. In addition, it has been observed that this method provides more flexible, valid and reliable results compared to traditional statistical approaches. In conclusion, this study aims to increase the effectiveness of statistical analyses in the field of health, to better understand the role of mediating variables and to provide important methodological and practical contributions to the development of health policies.

Keywords: Mediation analysis, Hayes Process, bootstrapping, moderation analysis.

İÇİNDEKİLER

Kabul ve Onay	II
Etik Beyan	III
Teşekkür	IV
Özet	V
Abstract	VI
İçindekiler	VII
Simgeler ve Kısaltmalar	IX
Şekiller ve Tablolar Listesi	X
1. GİRİŞ	1
1.1. Araştırmanın Amacı	1
1.2. Araştırmanın Önemi	2
1.3. Araştırma Problemleri ve Sınırlılıklar	3
2. GENEL BİLGİLER	4
2.1. Aracı (Mediator) Değişken Kavramı	4
2.1.1. Aracı değişken nedir?	5
2.1.2. Aracı değişken analizinin tarihsel gelişimi	6
2.1.3. Geleneksel yöntemler: baron ve kenny modeli	9
2.2. Hayes Process Yöntemi	12
2.2.1 Hayes process yönteminin uygulama adımları ve temelleri	15
2.2.2 Hayes process yönteminin temelleri	15
2.2.3. Hayes process yönteminin geleneksel yöntemlerden farkları	18
2.3. Sağlık Alanında Aracı Değişkenler	19
2.3.1. Sağlık alanında aracı değişkenler ve bağımlı-bağımsız değişken ilişkisi	21
2.3.2. Aracı değişkenlerin sağlık alanındaki rolü	22
2.3.3. Literatürdeki boşluklar ve bu çalışmanın literatüre katkısı	22
3. GEREÇ VE YÖNTEM	25
3.1. Gereç	25
3.1.1. Araştırma hipotezleri ve çalışma tasarımı	25
3.2. Yöntem	26
3.2.1. Hayes Process yöntemi	26
3.2.2. Hayes Process model 4 ve model 6	26
3.2.3. Model 4: Basit aracılık modeli	26

4. BULGULAR.....	29
4.1. Değişkenlere İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler	29
4.2. Geleneksel Lineer Regresyon Analiz Sonuçları	30
4.3. Aracı Değişken Sayısı 1 Olduğunda Hayes Process Analizi Sonuçları	31
4.4. Aracı Değişken Sayısı 7 Olduğunda Hayes Process Analizi Sonuçları	33
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	36
KAYNAKLAR	39
ÖZGEÇMİŞ	42
EKLER.....	42
EK 1. Tez Önerisi Etki Onay Formu.....	43
EK 2. Tez Orjinallik Raporu	44

SİMGELER VE KISALTMALAR

X	: Bağımsız değişken
Y	: Bağımlı değişken
M	: Aracı değişken(ler)
c'	: X'in Y üzerindeki doğrudan etkisi
c	: X'in Y üzerindeki toplam etkisi
a	: X'in M üzerindeki etkisi
b	: M'nin Y üzerindeki etkisi
ab	: X'in Y üzerindeki dolaylı etkisi
AGE	: Yaş
LDH	: Laktat Dehidrogenaz
CREA	: Kreatin
KAL	: Potasyum
ALT	: Alanin aminotransferaz
NAT	: Sodyum
PCR	: C-Reaktif Protein
GLU	: Glikoz
AST	: Aspartat aminotransferaz

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1. Verilere ait tanımlayıcı istatistikler

Tablo 2. LDH üzerinde “Yaş ve CREA” etkisinin belirlenmesi (2 bağımsız değişken)

Tablo 3. LDH üzerinde “Yaş ve CREA” etkisinin belirlenmesi (8 bağımsız değişken)

Tablo 4. X'in M Üzerindeki Etkisi (Yaş $\rightarrow$ CREA)

Tablo 5. X ve M'nin Y Üzerindeki Etkisi (Yaş & CREA $\rightarrow$ LDH)

Tablo 6. Toplam Etki (X $\rightarrow$ Y, CREA Kontrol Edilmeden)

Tablo 7. Toplam, Doğrudan ve Dolaylı Etkiler

Tablo 8. X'in M Üzerindeki Etkisi (Yaş $\rightarrow$ CREA)

Tablo 9. X ve Mediatorların Y Üzerindeki Etkisi (Yaş & Mediatorlar $\rightarrow$ LDH)

Tablo 10. Toplam, Doğrudan ve Dolaylı Etkiler

Tablo 11. Mediatorların Dolaylı Etkileri

1. GİRİŞ

1.1. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın temel amacı, sağlık alanında bağımsız ve bağımlı değişkenler arasındaki ilişkilerde aracı (mediator) değişkenlerin rolünü incelemek ve bu ilişkileri Hayes Process yöntemi kullanarak analiz etmektir. Aracı değişken analizi, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin nasıl ve hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini anlamak açısından kritik bir yöntemdir.

Geleneksel yöntemlerden özellikle Baron ve Kenny (1986) modeli, uzun yıllar aracı değişken analizinde yaygın olarak kullanılmıştır. Ancak bu modelin düşük istatistiksel güç, normal dağılım varsayımı ve dolaylı etkilerin doğrudan test edilememesi gibi önemli sınırlılıkları bulunmaktadır. Bu kısıtları aşmak amacıyla, çalışmada Hayes Process yöntemi ve bootstrapping tekniği kullanılarak dolaylı etkilerin daha güvenilir ve etkin bir şekilde test edilmesi hedeflenmektedir.

Hayes Process yöntemi, özellikle bootstrapping sayesinde dolaylı etkilerin normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymadan test edilmesine olanak tanır. Bu sayede aracı değişkenlerin etkisi daha doğru bir şekilde ölçülebilir ve geleneksel yöntemlere kıyasla daha güçlü istatistiksel sonuçlar elde edilebilir. Çalışmada, Hayes Process yönteminin sağlık alanında uygulanabilirliği ve avantajları detaylı olarak incelenerek, geleneksel yöntemlere kıyasla üstünlükleri ortaya konulacaktır.

Bununla birlikte, araştırma kapsamında özellikle hasta memnuniyeti, tedaviye uyum ve sağlık davranışları gibi kritik süreçlerde aracı değişkenlerin rolü ele alınacaktır. Örneğin, bağımsız değişkenler (sağlık okuryazarlığı, hasta eğitimi) ile bağımlı değişkenler (sağlık sonuçları, yaşam kalitesi) arasındaki ilişkide, hasta memnuniyeti ve tedaviye uyum gibi aracı değişkenlerin etkisi analiz edilecektir. Bu analizler, sağlık politikaları ve müdahale programlarının tasarımına yönelik önemli çıkarımlar sağlayacaktır.

Sonuç olarak, çalışma hem metodolojik hem de uygulamalı açıdan önemli katkılar sunmayı amaçlamaktadır. Metodolojik olarak, Hayes Process yönteminin sağlık alanındaki kullanımını inceleyerek avantajlarını ve uygulanabilirliğini ortaya koyacaktır.

Uygulamalı olarak ise sađlık alanında aracı deđiřkenlerin rolünü anlamaya yönelik bulguların sađlık politikalarına ve uygulamalarına katkı sađlaması hedeflenmektedir.

1.2. Arařtırmanın Önemi

Bu alıřma, sađlık alanında bađımsız deđiřkenler ile bađımlı deđiřkenler arasındaki iliřkilerde aracı deđiřkenlerin rolünü anlamak ve bu iliřkileri Hayes Process yöntemi ile analiz etmek aısından önemli bir katkı sunacađı düşünölmektedir. Özellikle hasta memnuniyeti, tedaviye uyum ve sađlık davranıřları gibi kritik süreçlerde aracı deđiřkenlerin etkisini anlamak hem teorik hem de pratik aıdan büyük bir öneme sahiptir.

Sađlık arařtırmalarında genellikle bađımsız deđiřkenlerin bađımlı deđiřkenler üzerindeki doğrudan etkileri incelenmektedir. Ancak bu tür analizler, bađımsız deđiřkenin etkisinin hangi mekanizmalarla gerekleřtiđini aıklamak aısından yetersiz kalmaktadır. Aracı deđiřkenlerin rolünün detaylı olarak incelenmesi, sađlık alanında yapılan alıřmalara yeni bir bakıř aısı kazandıracaktır.

Geleneksel yöntemlerin sınırlılıkları göz önünde bulundurulduğunda, Hayes Process yönteminin sađlık alanında uygulanabilirliđini ve avantajlarını ortaya koymak, bu alıřmanın önemli bir boyutunu oluřturmaktadır. Özellikle bootstrapping tekniđi sayesinde, dolaylı etkilerin normal dađılım varsayımına ihtiya duymadan test edilmesi, sađlık alanındaki arařtırmalarda daha güvenilir ve etkili sonuçlar elde edilmesini sađlayacaktır.

Ayrıca, bu yöntem geleneksel yöntemlere kıyasla daha güçlü istatistiksel sonuçlar sunarak, gelecekte yapılacak arařtırmalara metodolojik bir rehber olabilecektir. Özellikle sađlık okuryazarlıđı, hasta eđitimi, sađlık sonuçları ve yařam kalitesi gibi deđiřkenlerin etkileřiminde aracı deđiřkenlerin rolünü anlamak, sađlık politikalarının daha etkili bir řekilde tasarlanmasına katkıda bulunacaktır.

Sonuç olarak, bu alıřma hem metodolojik hem de uygulamalı düzeyde önemli katkılar sađlamayı amalamaktadır. Metodolojik olarak, sađlık arařtırmalarında Hayes Process yönteminin kullanımına dair kapsamlı bir inceleme sunacaktır. Uygulamalı olarak ise, sađlık alanında aracı deđiřkenlerin etkisini ortaya koyarak, sađlık politikaları ve uygulamalarına rehberlik edecek yeni bilgiler üretecektir.

1.3.Araştırma Problemleri ve Sınırlılıklar

Bu çalışma, sağlık alanında aracı değişkenlerin rolünü incelemek ve Hayes Process yönteminin avantajlarını ortaya koymak açısından önemli katkılar sağlamayı hedeflemektedir. Ancak, her araştırmada olduğu gibi, bu çalışmanın da bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Örneklem büyüklüğü, çalışmanın istatistiksel gücünü etkileyebilir. Özellikle küçük örneklerde, bazı etkilerin tespit edilmesi zor olabilir. Bu sınırlılıklar, çalışmanın genellenebilirliği ve sonuçlarının yorumlanması açısından dikkate alınmalıdır.

Sınırlılıkların Çalışmaya Etkisi

Hayes Process yöntemi, dolaylı etkilerin analizinde güçlü bir yöntem olmasına rağmen, karmaşık modellerde (örneğin, çoklu aracı ve moderatör değişkenler içeren modeller) hesaplama yükü artabilir. Bu durum, özellikle büyük veri setlerinde analiz sürecini zorlaştırabilir. Bootstrapping yöntemi, normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymasa da, örneklem büyüklüğü ve veri kalitesi, sonuçların güvenilirliğini etkileyebilir.

Bu çalışma, belirli bir sağlık alanı üzerinde odaklanmıştır. Bu nedenle, elde edilen bulguların diğer sağlık alanlarına genellenebilirliği sınırlı olabilir.

Bu sınırlılıklar, çalışmanın bulgularının yorumlanması ve genellenebilirliği açısından dikkate alınmalıdır. Ancak, bu sınırlılıklar çalışmanın değerini azaltmamaktadır. Aksine, gelecekte yapılacak araştırmalara yön vermekte ve bu alanda daha kapsamlı çalışmaların gerçekleştirilmesi için temel oluşturmaktadır.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Aracı (Mediator) Değişken Kavramı

Aracı değişken (mediator), bağımsız değişken (X) ile bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkiyi açıklayan veya bu ilişkiyi taşıyan bir değişkendir. Başka bir deyişle, aracı değişken, X'in Y üzerindeki etkisinin nasıl ve hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini açıklar. Aracı değişken analizi, bu tür dolaylı etkileri incelemek için kullanılır ve sosyal bilimler, psikoloji ve sağlık bilimleri gibi birçok alanda yaygın olarak uygulanmaktadır.

Aracı Değişkenin Rolü

Aracı değişken, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisini iki şekilde etkileyebilir:

Tam Aracılık: Bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisi tamamen aracı değişken aracılığıyla gerçekleşir. Bu durumda, X'in Y üzerindeki doğrudan etkisi (c') sıfıra yakındır.

Kısmi Aracılık: Bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisi hem doğrudan hem de aracı değişken aracılığıyla gerçekleşir. Bu durumda, X'in Y üzerindeki doğrudan etkisi (c') hala anlamlıdır, ancak aracı değişkenin etkisi ($a*b$) de önemlidir.

Aracı Değişken Analizinin Temel Adımları

Aracı değişken analizi, genellikle aşağıdaki adımları içerir:

Toplam Etkinin Hesaplanması: X'in Y üzerindeki toplam etkisi (c) hesaplanır.

Aracı Değişkenin Rolünün İncelenmesi: X'in M üzerindeki etkisi (a) ve M'nin Y üzerindeki etkisi (b) hesaplanır.

Dolaylı ve Doğrudan Etkilerin Karşılaştırılması: Dolaylı etki ($a*b$) ve doğrudan etki (c') karşılaştırılarak aracı değişkenin rolü belirlenir.

Aracı Değişken Analizinin Önemi

Aracı değişken analizi, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin nasıl gerçekleştiğini anlamak için kritik bir araçtır. Bu analiz, özellikle karmaşık ilişkilerin incelendiği durumlarda (örneğin, sağlık davranışları, hasta memnuniyeti, tedavi uyumu) büyük bir öneme sahiptir. Aracı değişken analizi, araştırmacıların teorik modellerini test etmelerine ve bu modellere dayalı olarak politika ve uygulama önerileri geliştirmelerine olanak tanır.

2.1.1. Aracı değişken nedir?

Aracı değişken (M), bağımsız değişken (X) ile bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkiyi açıklayan veya bu ilişkiyi "taşıyan" bir değişkendir. Başka bir deyişle, aracı değişken, X'in Y üzerindeki etkisinin nasıl ve hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini gösterir. Bir köprü gibi, bağımsız değişkenin etkisini bağımlı değişkene "taşıır".

Aracı Değişkenin Temel Özellikleri

Bağımsız Değişken ile İlişkisi: Aracı değişken (M), bağımsız değişken (X) tarafından etkilenir. Yani, X'deki bir değişiklik, M'de bir değişikliğe yol açar.

Bağımlı Değişken ile İlişkisi: Aracı değişken (M), bağımlı değişken (Y) üzerinde bir etkiye sahiptir. M'deki bir değişiklik, Y'de bir değişikliğe neden olur.

Dolaylı Etki: Aracı değişken, X'in Y üzerindeki etkisinin bir kısmını veya tamamını açıklar. Bu etki, dolaylı etki ($a \times b$) olarak adlandırılır.

Aracı Değişkenli Bir Hipotez Örneği

Bağımsız Değişken (X): Sağlık okuryazarlığı (hastaların sağlık bilgilerini anlama ve kullanma becerisi)

Aracı Değişken (M): Tedavi uyumu (hastaların tedavi planlarına ne kadar uyduğu)

Bağımlı Değişken (Y): Hasta memnuniyeti (hastaların sağlık hizmetlerinden ne kadar memnun olduğu)

Bu örnekte, sağlık okuryazarlığı (X), hasta memnuniyetini (Y) artırabilir. Ancak bu etki, tedavi uyumu (M) aracılığıyla gerçekleşir. Yani, sağlık okuryazarlığı, hastaların tedaviye daha iyi uymasını sağlar ve bu da hasta memnuniyetini artırır.

Aracı Değişkenin Modelinin Matematiksel Gösterimi

Aracı değişken analizinde şu regresyon modelleri kullanılır:

M'nin X tarafından tahmini: $M = aX + e_1$

a, X'in M üzerindeki etkisini gösterir.

Y'nin X ve M tarafından tahmini: $Y = c'X + bM + e_2$

c', X'in Y üzerindeki doğrudan etkisini, b ise M'nin Y üzerindeki etkisini gösterir.

Dolaylı etki (a x b), X'in Y üzerindeki toplam etkisinin (c) bir parçasıdır: $c = c' + ab$

Aracı Değişkenin Pratikteki Önemi ve Örnekleri

Aracı değişken analizi, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini anlamak için çok önemlidir. Özellikle sağlık, psikoloji, eğitim ve sosyal bilimlerde yaygın olarak kullanılır. Sağlık: Tedavi uyumu, hasta memnuniyeti veya sağlık davranışları gibi değişkenler, sağlık sonuçlarını etkileyen aracı değişkenler olabilir. Psikoloji: Stres ve depresyon arasındaki ilişkide, başa çıkma stratejileri bir aracı değişken olabilir. Özetle, aracı değişkenler, bir ilişkinin "nasıl" ve "neden" gerçekleştiğini anlamamıza yardımcı olur ve bu da daha etkili müdahaleler geliştirmemizi sağlar.

2.1.2. Aracı değişken analizinin tarihsel gelişimi

Aracı değişken analizi, bağımsız değişken (X) ile bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkinin nasıl ve hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini anlamak için kullanılan bir istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, özellikle sosyal bilimler, psikoloji, sağlık bilimleri ve eğitim gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Aracı değişken analizinin tarihsel gelişimi, istatistiksel yöntemlerin ve teorik modellerin gelişimiyle paralel olarak ilerlemiştir.

Erken Dönem: Temel Kavramların Ortaya Çıkışı

Aracı değişken analizinin kökenleri, 20. yüzyılın başlarına kadar uzanır. İlk olarak, sosyal bilimler ve psikoloji alanlarında, değişkenler arasındaki ilişkilerin incelenmesi sırasında aracı değişken kavramı ortaya çıkmıştır. Özellikle, nedensellik ilişkilerinin anlaşılması ve bu ilişkilerin hangi mekanizmalarla gerçekleştiğinin açıklanması, aracı değişken analizinin gelişimine öncülük etmiştir.

Baron ve Kenny Modeli (1986): Aracı Değişken Analizinin Standartlaşması

Aracı değişken analizinin modern anlamda standartlaşması, Baron ve Kenny'nin 1986 yılında yayınladıkları makaleleriyle gerçekleşmiştir. Baron ve Kenny, aracı değişken analizini dört adımlı bir süreçle tanımlamıştır:

Toplam Etkinin Test Edilmesi: X'in Y üzerindeki toplam etkisi (c) anlamlı olmalıdır.

X'in M Üzerindeki Etkisinin Test Edilmesi: X'in aracı değişken (M) üzerindeki etkisi (a) anlamlı olmalıdır.

M'nin Y Üzerindeki Etkisinin Test Edilmesi: M'nin Y üzerindeki etkisi (b) anlamlı olmalıdır.

Doğrudan Etkinin Azalması: X'in Y üzerindeki doğrudan etkisi (c'), aracı değişken (M) modele eklendiğinde azalmalı veya anlamlılığını kaybetmelidir.

Bu model, aracı değişken analizinin yaygın olarak kullanılmasını sağlamış ve birçok araştırmacı tarafından benimsenmiştir. Ancak, bu modelin bazı sınırlılıkları (örneğin, düşük istatistiksel güç ve normal dağılım varsayımı) daha sonraki yıllarda eleştirilmiştir.

Modern Dönem: Hayes Process ve Bootstrapping Yöntemleri

Baron ve Kenny modelinin sınırlılıkları, daha modern ve güçlü yöntemlerin geliştirilmesine yol açmıştır. Özellikle, Andrew F. Hayes tarafından geliştirilen Hayes Process yöntemi, aracı değişken analizinde bir devrim yaratmıştır. Hayes Process yöntemi, bootstrapping tekniği kullanarak dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test

edilmesini sağlar. Bu yöntem, normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymaz ve özellikle küçük örneklemelerde bile yüksek istatistiksel güce sahiptir.

Hayes Process yöntemi, aracı değişken analizini daha esnek ve kapsamlı hale getirmiştir. Bu yöntem, çoklu aracı değişkenler, moderatör değişkenler ve karmaşık modellerin analizine olanak tanır. Ayrıca, Hayes Process yöntemi, dolaylı etkilerin güven aralıklarını hesaplayarak, bu etkilerin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını doğrudan test eder.

Günümüzde Aracı Değişken Analizi

Günümüzde, aracı değişken analizi, birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle, sağlık bilimleri, psikoloji, eğitim ve sosyal bilimler gibi alanlarda, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisinin hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini anlamak için aracı değişken analizi büyük bir öneme sahiptir. Hayes Process yöntemi ve bootstrapping teknikleri, bu alanlarda yapılan araştırmalarda standart bir yöntem haline gelmiştir.

Özetle, aracı değişken analizi, bir ilişkinin "nasıl" ve "neden" gerçekleştiğini anlamamıza yardımcı olur ve bu da daha etkili müdahaleler geliştirmemizi sağlar. Tarihsel süreç içerisinde gelişen bu yöntem, günümüzde modern tekniklerle daha güvenilir ve kapsamlı analizler yapmamıza olanak tanımaktadır.

Aracı değişken analizi, bir ilişkinin "nasıl" ve "neden" gerçekleştiğini anlamak için çok önemli bir araçtır. Bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkinin mekanizmalarını anlamamızı sağlar. Bu analiz, Baron ve Kenny'nin 1986 yılında önerdiği modelle standartlaşmış ve daha sonra Hayes Process yöntemi gibi modern yöntemlerle geliştirilmiştir. Günümüzde, aracı değişken analizi, birçok alanda yaygın olarak kullanılmakta ve araştırmacıların teorik modellerini test etmelerine ve politika önerileri geliştirmelerine olanak tanımaktadır.

Aracı değişken analizi, özellikle sosyal bilimler, psikoloji, sağlık bilimleri ve eğitim gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu alanlarda yapılan araştırmalarda, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisinin hangi mekanizmalarla gerçekleştiğini anlamak için aracı değişken analizi büyük bir öneme sahiptir. Örneğin,

sağlık alanında yapılan bir araştırmada, sağlık okuryazarlığının hasta memnuniyetini artırdığı görülmüştür. Ancak, bu etkinin nasıl gerçekleştiği incelendiğinde, tedavi uyumunun aracı değişken olduğu ortaya çıkmıştır. Yani, sağlık okuryazarlığı yüksek olan hastalar tedaviye daha iyi uyum sağlamakta ve bu da hasta memnuniyetini artırmaktadır.

Aracı değişken analizi, sadece akademik araştırmalarda değil, aynı zamanda politika geliştirme ve müdahalelerin etkinliğini değerlendirme gibi pratik uygulamalarda da kullanılmaktadır. Örneğin, bir eğitim programının öğrencilerin başarısı üzerindeki etkisini incelemek için aracı değişken analizi kullanılabilir. Bu analiz sonucunda, programın öğrencilerin motivasyonunu artırarak başarıyı etkilediği ortaya çıkarsa, programın motivasyonu artırmaya yönelik unsurları güçlendirilebilir.

Sonuç olarak, aracı değişken analizi, bir ilişkinin kara kutusunu açmamızı ve ilişkinin ardındaki mekanizmaları anlamamızı sağlayan güçlü bir araçtır. Bu sayede, daha etkili müdahaleler geliştirebilir ve politikalar oluşturabiliriz.

2.1.3. Geleneksel yöntemler: Baron ve Kenny modeli

Baron ve Kenny (1986) tarafından önerilen model, aracı değişken (mediator) analizinin en yaygın ve bilinen geleneksel yöntemlerinden biridir. Bu model, bağımsız değişken (X) ile bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkinin, bir aracı değişken (M) aracılığıyla nasıl gerçekleştiğini test etmek için dört adımlı bir süreç önermektedir. Bu model, özellikle sosyal bilimler, psikoloji ve sağlık bilimleri gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmıştır.

Baron ve Kenny Modelinin Dört Adımı

Baron ve Kenny modeli, aracılık etkisini test etmek için aşağıdaki dört adımı içerir:

Adım 1: Toplam Etkinin Test Edilmesi

X'in Y üzerindeki toplam etkisi (c) anlamlı olmalıdır.

Bu adım, X ile Y arasında bir ilişki olup olmadığını test eder.

Regresyon modeli: $Y = cX + e_1$

Eğer c katsayısı istatistiksel olarak anlamlı değilse, aracılık analizi yapmanın bir anlamı yoktur.

Adım 2: X'in M Üzerindeki Etkisinin Test Edilmesi

X'in aracı değişken (M) üzerindeki etkisi (a) anlamlı olmalıdır.

Bu adım, X'in M'yi etkileyip etkilemediğini test eder.

Regresyon modeli: $M = aX + e_2$

Eğer a katsayısı anlamlı değilse, M'nin aracı rolü yoktur.

Adım 3: M'nin Y Üzerindeki Etkisinin Test Edilmesi

M'nin Y üzerindeki etkisi (b) anlamlı olmalıdır.

Bu adım, M'nin Y'yi etkileyip etkilemediğini test eder.

Regresyon modeli: $Y = c'X + bM + e_3$

Eğer b katsayısı anlamlı değilse, M'nin aracı rolü yoktur.

Adım 4: Doğrudan Etkinin Azalması

X'in Y üzerindeki doğrudan etkisi (c'), aracı değişken (M) modele eklendiğinde azalmalı veya anlamlılığını kaybetmelidir.

Bu adım, M'nin X ile Y arasındaki ilişkiyi ne kadar açıkladığını gösterir.

Eğer c' katsayısı sifıra yakınsa veya anlamlılığını kaybetmişse, tam aracılık söz konusudur.

Eğer c' katsayısı hala anlamlı ancak c'den daha küçükse, kısmi aracılık söz konusudur.

Baron ve Kenny Modelinin Matematiksel Gösterimi

Baron ve Kenny modeli, aracılık etkisini aşağıdaki şekilde matematiksel olarak ifade eder:

$$c = c' + ab$$

c: X'in Y üzerindeki toplam etkisi.

c': X'in Y üzerindeki doğrudan etkisi.

ab: X'in Y üzerindeki dolaylı etkisi (aracı değişken M aracılığıyla).

Baron ve Kenny Modelinin Avantajları

Basit ve Anlaşılır: Model, dört adımdan oluşan basit bir yapıya sahiptir ve kolayca uygulanabilir.

Yaygın Kabul Görmüş: Sosyal bilimler, psikoloji ve sağlık bilimleri gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmıştır.

Teorik Modelleri Test Etme: Araştırmacıların teorik modellerini test etmelerine olanak tanır.

Baron ve Kenny Modelinin Sınırlılıkları

Düşük İstatistiksel Güç: Model, özellikle küçük örneklemelerde dolaylı etkilerin tespit edilmesinde düşük güce sahiptir.

Normal Dağılım Varsayımı: Dolaylı etkilerin (ab) normal dağılıma sahip olduğunu varsayar. Ancak, bu varsayım genellikle geçerli değildir.

Toplam Etkinin Anlamlı Olma Zorunluluğu: Model, X'in Y üzerindeki toplam etkisinin (c) anlamlı olmasını gerektirir. Ancak, bazı durumlarda dolaylı etkiler, toplam etki anlamlı olmasa bile önemli olabilir.

Çoklu Aracı Değişkenlerde Zorluk: Model, birden fazla aracı değişken içeren karmaşık modellerde yetersiz kalabilir.

Baron ve Kenny Modelinin Modern Yöntemlerle Karşılaştırılması

Baron ve Kenny modeli, aracı değişken analizinin temelini oluşturmuş olsa da, modern yöntemler (örneğin, Hayes Process yöntemi ve bootstrapping) bu modelin sınırlılıklarını aşmıştır. Modern yöntemler:

Normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymaz. Daha yüksek istatistiksel güce sahiptir. Çoklu aracı ve moderatör değişkenler içeren karmaşık modellerde kullanılabilir.

Baron ve Kenny modeli, aracı değişken analizinin temelini oluşturan ve yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Ancak, bu modelin sınırlılıkları, daha modern yöntemlerin geliştirilmesine yol açmıştır. Günümüzde, Hayes Process yöntemi ve bootstrapping gibi modern yöntemler, aracı değişken analizinde daha güçlü ve esnek bir alternatif sunmaktadır.

2.2. Hayes Process Yöntemi

Hayes Process yöntemi, Andrew F. Hayes tarafından geliştirilen ve aracılık (mediation) ve moderatörlük (moderation) analizlerini birleştiren modern bir istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, özellikle önyükleme tekniğini kullanarak dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Hayes Process yöntemi, geleneksel yöntemlerin (örneğin, Baron ve Kenny modeli) sınırlılıklarını aşmak amacıyla geliştirilmiş olup, özellikle karmaşık modellerde (örneğin, çoklu aracı ve moderatör değişkenler içeren modeller) esnek ve etkili bir analiz sunar.

Hayes Process Yönteminin Modelleri

Hayes Process yöntemi, farklı analiz ihtiyaçlarına uygun olarak çeşitli modeller sunar. İşte bu modellerden bazıları:

Basit Aracılık Modeli (Model 4):

Bu model, tek bir aracı değişken içeren basit aracılık analizleri için kullanılır.

Örnek: $X \rightarrow M \rightarrow Y$

Çoklu Aracılık Modeli (Model 6):

Bu model, birden fazla aracı değişken içeren analizler için kullanılır.

Örnek: $X \rightarrow M1 \rightarrow Y$ ve $X \rightarrow M2 \rightarrow Y$

Moderatörlük İçeren Aracılık Modeli (Model 7 ve Model 14):

Bu modeller, moderatör değişkenlerin aracılık etkisini nasıl değiştirdiğini analiz eder.

Örnek: $X \rightarrow M \rightarrow Y$ ve W (moderatör) bu süreci etkiler.

Koşullu Dolaylı Etkiler Modeli:

Bu model, moderatör değişkenlerin farklı değerleri için dolaylı etkilerin nasıl değiştiğini analiz eder.

Örnek: $X \rightarrow M \rightarrow Y$ süreci, W'nin farklı değerlerinde farklılık gösterir.

Hayes Process Yönteminin Avantajları

Esneklik: Çok çeşitli araştırma sorularına cevap verebilecek farklı modeller sunar.

Güvenilirlik: Önyükleme tekniği sayesinde dolaylı etkilerin güvenilir tahminlerini sağlar.

Karmaşık Modeller: Çoklu aracı değişkenler, moderatör değişkenler ve bunların etkileşimlerini içeren karmaşık modelleri analiz edebilir.

Yazılım Desteği: SPSS, R gibi istatistiksel yazılımlarda kolayca uygulanabilir.

Hayes Process Yönteminin Sınırlılıkları

Yüksek Hesaplama Gücü: Önyükleme tekniği, çok sayıda tekrar hesaplama gerektirdiği için yüksek işlem gücü gerektirebilir.

Model Seçimi: Uygun modeli seçmek, araştırmacının teorik bilgisine ve araştırma sorusuna bağlıdır.

Yorumlama Zorluğu: Karmaşık modellerin sonuçlarını yorumlamak, deneyim ve dikkat gerektirebilir.

Hayes Process yöntemi, modern istatistiksel analiz tekniklerini kullanarak aracılık ve moderatörlük etkilerini incelemek için güçlü bir araçtır. Özellikle karmaşık modellerde, güvenilir sonuçlar elde etmek ve araştırma sorularına daha derinlemesine cevaplar bulmak için Hayes Process yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır.

2.2.1. Hayes Process Yönteminin Uygulama Adımları ve Temelleri

Hayes Process yöntemi, aracılık ve moderatörlük analizlerini birleştiren ve bu analizleri daha güçlü ve esnek hale getiren modern bir istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, özellikle önyükleme tekniği kullanarak dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Hayes Process yöntemi, geleneksel yöntemlerin sınırlılıklarını aşmakta ve özellikle karmaşık modellerde büyük bir avantaj sunmaktadır.

Hayes Process Yönteminin Uygulama Adımları

Hayes Process yöntemi, aşağıdaki adımlarla uygulanır:

Model Seçimi: Analiz edilecek modele uygun Hayes Process modeli seçilir (örneğin, Model 4, Model 6, Model 7).

Veri Hazırlama: Veri seti, analize uygun hale getirilir ve gerekli değişkenler tanımlanır.

Önyükleme Ayarları: Önyükleme için örneklem sayısı (genellikle 5.000) ve güven aralığı (örneğin, %95) belirlenir.

Analiz Yürütme: Hayes Process makroları (örneğin, SPSS, SAS, R) kullanılarak analiz yürütülür.

Sonuçların Yorumlanması: Dolaylı etkilerin güven aralıkları ve anlamlılık testleri yorumlanır.

2.2.2. Hayes Process yönteminin temelleri

Hayes Process yöntemi, aracılık ve moderatörlük analizlerini birleştiren ve bu analizleri daha güçlü ve esnek hale getiren bir yöntemdir. Bu yöntemin temel özellikleri şunlardır:

Aracılık ve Moderasyonun Birleştirilmesi: Hayes Process yöntemi, aracılık ve moderatörlük analizlerini aynı modelde birleştirerek, karmaşık ilişkilerin incelenmesine olanak tanır. Örneğin, bir modelde hem aracı değişkenler hem de moderatör değişkenler aynı anda analiz edilebilir.

Çoklu Aracı Değişkenler: Hayes Process yöntemi, birden fazla aracı değişken içeren modelleri analiz edebilir. Bu, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin farklı mekanizmalarla nasıl gerçekleştiğini anlamak için büyük bir avantaj sağlar.

Koşullu Dolaylı Etkiler: Hayes Process yöntemi, moderatör değişkenlerin varlığında, dolaylı etkilerin farklı değerler için nasıl değiştiğini analiz edebilir. Bu, özellikle moderatörlük içeren modellerde büyük bir esneklik sunar.

Önyükleme Tekniği: Hayes Process yöntemi, dolaylı etkilerin güven aralıklarını hesaplamak için önyükleme tekniğini kullanır. Bu, normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymadan, dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar.

Önyükleme Yöntemi ve Avantajları

Önyükleme tekniği, istatistiksel analizlerde, özellikle dolaylı etkilerin (indirect effects) ve diğer karmaşık istatistiksel parametrelerin güven aralıklarını ve anlamlılık testlerini hesaplamak için kullanılan yeniden örnekleme (resampling) tabanlı bir yöntemdir. Bu yöntem, özellikle geleneksel parametrik testlerin varsayımlarının (örneğin, normal dağılım) karşılanmadığı durumlarda güçlü ve esnek bir alternatif sunar.

Normal Dağılım Varsayımı Yok: Önyükleme yöntemi, verilerin normal dağılıma sahip olması gerekmediği için parametrik olmayan bir yöntemdir. Bu, verilerin normal dağılım göstermediği durumlarda büyük bir avantaj sağlar.

Küçük Örneklerde Etkili: Önyükleme yöntemi, küçük örneklerde bile güvenilir sonuçlar verebilir. Bu, özellikle örneklem büyüklüğünün sınırlı olduğu durumlarda önemlidir.

Karmaşık İstatistikler için Uygun: Önyükleme yöntemi, dolaylı etkiler, medyanlar, yüzdelikler gibi karmaşık istatistiksel parametrelerin güven aralıklarını hesaplamak için kullanılabilir.

Model Varsayımlarına Daha Az Bağımlılık: Önyükleme yöntemi, model varsayımlarına daha az bağımlı olduğu için daha güvenilir sonuçlar verebilir.

Sonuç olarak Hayes Process yöntemi, modern istatistiksel analiz tekniklerini kullanarak aracılık ve moderatörlük etkilerini incelemek için güçlü bir araçtır. Özellikle karmaşık modellerde, güvenilir sonuçlar elde etmek ve araştırma sorularına daha derinlemesine cevaplar bulmak için Hayes Process yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır. Önyükleme tekniği sayesinde, normal dağılım varsayımı olmadan ve küçük örneklerde bile güvenilir sonuçlar elde etmek mümkündür.

Bootstrapping Tekniği ve Hayes Process Yöntemi ile İlişkisi

Bootstrapping, istatistiksel analizlerde, özellikle dolaylı etkiler ve diğer karmaşık istatistiksel parametrelerin güven aralıklarını ve anlamlılık testlerini hesaplamak için kullanılan yeniden örnekleme tabanlı bir yöntemdir. Hayes Process yöntemi ise aracılık ve moderatörlük analizlerini birleştiren modern bir istatistiksel yöntemdir ve bootstrapping tekniğini kullanarak dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Bootstrapping, mevcut veri setinden rastgele ve yerine koyarak tekrar tekrar örneklem çekerek, istatistiksel parametrelerin örnekleme dağılımını oluşturur. Bu süreç şu adımları içerir:

Örneklem Oluşturma: Mevcut veri setinden (n boyutunda) rastgele ve yerine koyarak yeni örneklem çekilir. Bu yeni örneklem de n boyutunda olur, ancak bazı gözlemler birden fazla kez seçilebilirken bazıları hiç seçilmeyebilir.

Parametre Tahmini: Her bir örneklem için ilgilenilen istatistiksel parametre (örneğin, dolaylı etki ab) hesaplanır.

Tekrarlama: Bu işlem binlerce kez (genellikle 1.000 ila 10.000 kez) tekrarlanır ve her bir örneklem için hesaplanan parametreler kaydedilir.

Örnekleme Dağılımının Oluşturulması: Elde edilen parametreler, ilgilenilen istatistiğin (örneğin, dolaylı etki) örnekleme dağılımını oluşturur.

Güven Aralıkları ve Anlamlılık Testleri: Örnekleme dağılımı kullanılarak, parametrenin güven aralıkları (örneğin, %95 güven aralığı) hesaplanır. Eğer güven aralığı sıfırı içermiyorsa, parametrenin istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna varılır.

Bootstrapping'in Avantajları

Normal Dağılım Varsayımına İhtiyaç Duymaz: Geleneksel yöntemler (örneğin, Sobel testi), dolaylı etkilerin normal dağılıma sahip olduğunu varsayar. Ancak, dolaylı etkilerin dağılımı genellikle asimetriktir. Bootstrapping, bu varsayıma ihtiyaç duymadan güvenilir sonuçlar sunar.

Yüksek Güç: Bootstrapping, özellikle küçük örneklemelerde bile yüksek istatistiksel güce sahiptir. Bu, dolaylı etkilerin daha kolay tespit edilmesini sağlar.

Esneklik: Bootstrapping, herhangi bir istatistiksel parametre için kullanılabilir. Bu, özellikle karmaşık modellerde (örneğin, çoklu aracı değişkenler veya moderatör etkileri içeren modeller) büyük bir avantaj sağlar.

Güven Aralıkları: Bootstrapping, parametrelerin güven aralıklarını doğrudan hesaplar. Bu, araştırmacıların sonuçlarını daha güvenilir bir şekilde yorumlamasına olanak tanır.

Bootstrapping'in Hayes Process Yöntemindeki Rolü

Hayes Process yöntemi, özellikle aracılık (mediation) ve moderatörlük (moderation) analizlerinde bootstrapping tekniğini kullanır. Bu yöntem, dolaylı etkilerin (indirect effects) ve koşullu etkilerin (conditional effects) güven aralıklarını hesaplamak için bootstrapping'i tercih eder. Bootstrapping, Hayes Process yönteminin geleneksel yöntemlere göre daha güçlü ve güvenilir olmasını sağlar.

Dolaylı Etkiler: Bootstrapping, dolaylı etkilerin (örneğin, $a \times b$) güven aralıklarını hesaplar. Eğer güven aralığı sıfırı içermiyorsa, dolaylı etkinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna varılır.

Koşullu Etkiler: Moderasyon içeren modellerde, bootstrapping, farklı moderatör değerleri için koşullu dolaylı etkilerin güven aralıklarını hesaplar.

Bootstrapping Türleri

Basit Percentile Bootstrapping: Örnekleme dağılımının belirli yüzdelik dilimlerine (örneğin, %2.5 ve %97.5) dayalı güven aralıkları hesaplanır.

Bias-Corrected Bootstrapping: Örnekleme dağılımındaki sapmaları (bias) düzeltir ve daha doğru güven aralıkları sunar.

Bias-Corrected and Accelerated (BCa) Bootstrapping: Hem sapmaları düzeltir hem de dağılımın asimetrisini (skewness) dikkate alır. Bu, en güvenilir bootstrapping yöntemlerinden biridir.

Bootstrapping, bu dolaylı etkinin güven aralığını belirler ve anlamlılığını test eder. Hayes Process yönteminde bootstrapping, özellikle aracılık analizlerinde kullanılır. Örneğin:

Bağımsız değişken (X) → Aracı değişken (M) → Bağımlı değişken (Y) şeklindeki bir modelde, dolaylı etki ($a \times b$) bootstrapping ile hesaplanır.

Bootstrapping tekniği, özellikle Hayes Process yöntemi gibi modern istatistiksel analizlerde, dolaylı etkilerin ve diğer karmaşık parametrelerin güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Bu yöntem, normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymaması, yüksek güce sahip olması ve esnekliği nedeniyle, sağlık alanı da dahil olmak üzere birçok disiplinde yaygın olarak kullanılmaktadır.

2.2.3. Hayes Process yönteminin geleneksel yöntemlerden farkları

Hayes Process yöntemi, geleneksel yöntemlere (örneğin, Baron ve Kenny modeli) kıyasla birçok avantaj sunar:

Normal Dağılım Varsayımına İhtiyaç Duymaz: Bootstrapping tekniği sayesinde, dolaylı etkilerin normal dağılıma sahip olması gerekmez.

Yüksek Güç: Özellikle küçük örneklemelerde bile dolaylı etkilerin tespit edilmesini sağlar.

Esneklik: Çoklu aracı ve moderatör değişkenler içeren karmaşık modellerde kullanılabilir.

Doğrudan Dolaylı Etki Testi: Hayes Process yöntemi, dolaylı etkilerin güven aralıklarını hesaplayarak, bu etkilerin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını doğrudan test eder.

Hayes Process Yönteminin Uygulama Alanları

Hayes Process yöntemi, özellikle aşağıdaki alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır:

Sağlık Bilimleri: Hasta memnuniyeti, tedavi uyumu ve sağlık davranışları gibi konularda aracı değişkenlerin rolünü incelemek.

Psikoloji: Stres, depresyon ve başa çıkma stratejileri gibi konularda aracı ve moderatör değişkenlerin etkisini analiz etmek.

Eğitim: Öğrenci başarısı, motivasyon ve öğretim yöntemleri gibi konularda aracı değişkenlerin rolünü incelemek.

Hayes Process yöntemi, aracılık ve moderatörlük analizlerini birleştiren ve bu analizleri daha güçlü ve esnek hale getiren modern bir istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, özellikle bootstrapping tekniği kullanarak dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Hayes Process yöntemi, geleneksel yöntemlerin sınırlılıklarını aşmakta ve özellikle karmaşık modellerde büyük bir avantaj sunmaktadır.

2.3. Sağlık Alanında Aracı Değişkenler

Sağlık alanında aracı değişkenler (mediator variables), bağımsız değişkenlerin (örneğin, hasta eğitimi) bağımlı değişkenler (örneğin, hasta memnuniyeti) üzerindeki

etkisini açıklayan veya bu etkiyi taşıyan değişkenlerdir. Aracı değişkenler, sağlık davranışlarını, tedavi süreçlerini ve hasta sonuçlarını anlamak için kritik bir rol oynar (Baron & Kenny, 1986).

Aracı değişkenlerin sağlık hizmetlerinde nasıl işlediğini anlamak, hasta bakım süreçlerinin daha etkili hale getirilmesine yardımcı olabilir. Aşağıda, sağlık alanında sıkça kullanılan aracı değişkenlere örnekler verilmiştir:

Tedavi uyumu, hastaların reçetelenen ilaçları ve tedavi planlarını ne kadar titizlikle takip ettiğini ölçen bir değişkendir. Araştırmalar, sağlık okuryazarlığının (X) hasta memnuniyetini (Y) artırabileceğini, ancak bu etkinin tedavi uyumu (M) aracılığıyla gerçekleştiğini göstermektedir (Berkman ve ark., 2011).

Hasta memnuniyeti, bireylerin aldıkları sağlık hizmetlerinden duyduğu tatmini ifade eder. Örneğin, hasta eğitimi (X) sağlık sonuçlarını (Y) iyileştirebilir, ancak bu etkinin hasta memnuniyeti (M) aracılığıyla gerçekleştiği belirlenmiştir (Doyle ve ark., 2013).

Sağlık davranışları, bireylerin sağlıklı yaşam biçimlerini benimseme düzeyini ölçer. Sağlık okuryazarlığının (X), kronik hastalık yönetimini (Y) iyileştirdiği, ancak bu etkinin sağlık davranışları (M) aracılığıyla taşındığı bilinmektedir (Nutbeam, 2000).

Stresin sağlık üzerindeki etkileri iyi belgelenmiştir. Stres (X), sağlık sonuçlarını (Y) olumsuz etkileyebilir, ancak etkili başa çıkma stratejileri (M) bu olumsuz etkinin şiddetini azaltabilir (Lazarus ve Folkman, 1984).

Sonuç olarak Aracı değişkenler, sağlık alanındaki değişkenler arasındaki ilişkiyi daha iyi anlamaya ve hasta bakım süreçlerini optimize etmeye yardımcı olur. Bu değişkenlerin etkili bir şekilde yönetilmesi, sağlık hizmetlerinin daha verimli ve hasta merkezli olmasını sağlayabilir.

2.3.1. Sağlık alanında aracı değişkenler ve bağımlı-bağımsız değişken ilişkisi

Sağlık alanında aracı değişkenler (mediator variables), bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisini açıklayan veya bu etkiyi taşıyan faktörlerdir. Bu değişkenler, sağlık süreçlerini daha iyi anlamamıza yardımcı olur.

Bu çalışmada, bağımlı değişken (Y) LDH ve bağımsız değişken (X) yaş ve aracı değişkenler (M) CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST olacak şekilde ele alındığında, aşağıdaki gibi yorumlanabilir:

CREA (M): Yaş (X) ilerledikçe CREA seviyelerinde değişiklik gözlemlenebilir. Bu değişiklikler, LDH (Y) seviyelerini etkileyebilir. Yani CREA, yaş ile LDH arasındaki ilişkinin bir aracı değişkeni olabilir.

KAL (M) (Kan Albümini Seviyesi): Yaşlanma sürecinde kan albümini seviyesinde değişiklikler meydana gelebilir. Albümin seviyeleri ise LDH seviyeleri üzerinde dolaylı bir etkiye sahip olabilir.

ALT (M) (Alanin Aminotransferaz Enzimi): ALT düzeyleri, yaş ile birlikte değişebilir ve LDH seviyeleri üzerindeki etkisini bir aracı değişken olarak gösterebilir.

NAT (M) (Sodyum Seviyesi): Yaşlanma sürecinde sodyum seviyelerinde değişiklik meydana gelebilir ve bu durum LDH seviyelerini etkileyebilir.

PCR (M) (C-reaktif protein, iltihap belirteci): Yaş ilerledikçe PCR seviyeleri artabilir ve bu artış LDH seviyelerini etkileyebilir.

GLU (M) (Glukoz Seviyesi): Kan şekeri seviyeleri yaşa bağlı olarak değişebilir ve bu değişim LDH seviyeleri üzerinde etkili olabilir.

AST (M) (Aspartat Aminotransferaz Enzimi): AST düzeyleri yaşa bağlı değişkenlik gösterebilir ve bu değişiklik LDH seviyelerine dolaylı bir etki yaratabilir.

Sonuç olarak; Yaş (X), doğrudan LDH (Y) seviyelerini etkileyebileceği gibi, bu etki CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU ve AST gibi biyokimyasal belirteçler (M) aracılığıyla dolaylı olarak da gerçekleşebilir. Bu nedenle, yaşlanma sürecinin

biyokimyasal deęişkenler üzerindeki etkisinin LDH seviyeleri ile nasıl bağlantılı olduğunu incelemek, saęlık deęerlendirmeleri aęısından önemli olabilir.

Bu şekilde yapılandırılmış bir model, yaşın biyokimyasal belirteçler üzerindeki etkisini ve bu belirteçlerin LDH seviyeleriyle ilişkisini daha iyi anlamamıza yardımcı olacaktır.

2.3.2. Aracı deęişkenlerin saęlık alanındaki rolü

Saęlık okuryazarlığının hasta memnuniyeti üzerindeki etkisinde tedavi uyumunun aracı rolü önemli bir araştırma konusu olmuştur. Bulgular, saęlık okuryazarlığının hasta memnuniyetini artırdığını, ancak bu etkinin tedavi uyumu aracılığıyla gerçekleştiğini göstermektedir (Aboumatar ve ark., 2013). Benzer şekilde, hasta eğitiminin saęlık sonuçları üzerindeki etkisinde hasta memnuniyetinin aracı rolü olduğu bulunmuştur. Sonuçlar, hasta eğitiminin saęlık sonuçlarını iyileştirdiğini, ancak bu etkinin hasta memnuniyeti aracılığıyla gerçekleştiğini ortaya koymaktadır (Van Campen ve ark., 1995).

Saęlık bilgilerine erişimin saęlık davranışları üzerindeki etkisinde saęlık okuryazarlığının aracı rolü olduğu belirlenmiştir. Bulgular, saęlık bilgilerine erişimin saęlık davranışlarını iyileştirdiğini, ancak bu etkinin saęlık okuryazarlığı aracılığıyla gerçekleştiğini göstermektedir (Suka ve ark., 2015). Ayrıca, stresin saęlık sonuçları üzerindeki etkisinde başa çıkma stratejilerinin aracı rolü olduğu tespit edilmiştir. Sonuçlar, stresin saęlık sonuçlarını olumsuz etkilediğini, ancak bu etkinin başa çıkma stratejileri aracılığıyla azaltılabileceğini ortaya koymaktadır (Schneiderman ve ark., 2005).

Bu çalışmalar, aracı deęişkenlerin saęlık alanındaki önemini ve farklı saęlık süreçlerindeki rollerini göstermektedir. Aracı deęişken analizi, saęlık alanında daha etkili müdahaleler geliştirmek ve saęlık politikalarını şekillendirmek için önemli bir araçtır. Bizim çalışmamızda Yaşın biyokimyasal belirteçler üzerindeki etkisini ve bu aracı deęişken olan CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU ve AST biyokimyasal belirteçlerinin LDH seviyeleriyle ilişkisini daha iyi anlamamıza yardımcı olacaktır.

2.3.3. Literatürdeki boşluklar ve bu çalışmanın literatüre katkısı

Sağlık alanında aracı değişkenler üzerine yapılmış birçok çalışma bulunmasına rağmen, literatürde bazı önemli boşluklar bulunmaktadır. Bu çalışma, bu boşlukları doldurmayı ve sağlık alanında daha güvenilir ve kapsamlı analizler sunmayı hedeflemektedir.

Geleneksel Yöntemlerin Sınırlılıkları: Birçok çalışma, Baron ve Kenny modeli gibi geleneksel yöntemler kullanmaktadır. Bu yöntemler, düşük istatistiksel güç ve normal dağılım varsayımı gibi sınırlılıklara sahiptir. Bu durum, özellikle küçük örneklemelerde veya verilerin normal dağılım göstermediği durumlarda güvenilir sonuçlar elde etmeyi zorlaştırır. Bu çalışmada, Geleneksel yöntemin yanı sıra modern yöntem olan Hayes Process yöntemi kullanılarak dolaylı etkiler güvenilir bir şekilde test edilecektir. Hayes Process yöntemi, aracı değişkenleri analiz etme imkanı sunarken, bootstrapping tekniği verilerin normal dağılım gösterme zorunluluğunu ortadan kaldırarak daha güvenilir sonuçlar elde etmeye olanak tanımaktadır.

Çoklu Aracı Değişkenlerin İncelenmemesi: Birçok çalışma, tek bir aracı değişken üzerinde odaklanmaktadır. Ancak, sağlık alanında bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisi genellikle birden fazla aracı değişken aracılığıyla gerçekleşir. Örneğin, sağlık okuryazarlığı sadece tedavi uyumunu değil, aynı zamanda sağlıklı beslenme alışkanlıklarını da etkileyerek hasta memnuniyetini artırabilir. Bu nedenle, çoklu aracı değişkenlerin incelenmemesi, ilişkinin karmaşıklığını anlamayı zorlaştırır. Bu çalışmada, birden fazla aracı değişkenin bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiye olan etkisi analiz edilecektir. Böylece, Yaş değişkeninin biyokimyasal belirteçler (CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST) üzerindeki etkisinin LDH seviyeleriyle ilişkisini nasıl şekillendirdiği daha kapsamlı bir şekilde değerlendirilecektir.

Moderatör Etkilerin İhmal Edilmesi: Birçok çalışma, moderatör değişkenlerin (örneğin, yaş, cinsiyet, eğitim düzeyi) aracı değişkenler üzerindeki etkisini incelememektedir. Moderatör değişkenler, bir ilişkiyi güçlendirebilir, zayıflatabilir veya yönünü değiştirebilir. Örneğin, sağlık okuryazarlığının tedavi uyumu üzerindeki etkisi, eğitim düzeyi yüksek olan kişilerde daha güçlü olabilir. Bu nedenle, moderatör etkilerin ihmal edilmesi, sonuçların genellenebilirliğini kısıtlar ve farklı gruplar için farklı müdahaleler geliştirme potansiyelini göz ardı eder.

Bu çalışma, literatürdeki bu boşlukları doldurmayı hedeflemektedir. Çalışmanın katkıları şunlardır:

Modern Yöntemlerin Kullanımı: Bu çalışma, Hayes Process yöntemi kullanarak, dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Hayes Process yöntemi, çoklu aracı ve moderatör değişkenleri aynı anda analiz etme imkanı sunar. Model, normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymadan güvenilir sonuçlar elde etmeyi sağlar. Bu sayede, geleneksel yöntemlerin sınırlılıkları aşılar ve daha güçlü sonuçlar elde edilir.

Çoklu Aracı Değişkenlerin İncelenmesi: Bu çalışma, birden fazla aracı değişkenin (örneğin; CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST) bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiye etkisini inceleyerek, literatürdeki bu boşluğu doldurur. Bu sayede, ilişkinin karmaşıklığı daha iyi anlaşılır ve farklı mekanizmaların göreceli önemi belirlenebilir.

Moderatör Etkilerin Analizi: Bu çalışma, moderatör değişkenlerin (örneğin; CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST) aracı değişkenler üzerindeki etkisini analiz ederek, sağlık alanında daha kapsamlı bir analiz sunar. Bu sayede, farklı gruplar için farklı müdahaleler geliştirme potansiyeli ortaya çıkar.

Sağlık Politikalarına Katkı: Bu çalışma, sağlık alanında aracı değişkenlerin rolünü anlamak ve bu bulguları sağlık politikalarına ve uygulamalarına yansıtmak için önemli çıkarımlar sunar. Elde edilen bulgular, tanımlara yönelik daha etkili stratejiler geliştirmeye yardımcı olabilir.

Sonuç olarak, bu çalışma, Hayes Process yöntemi kullanarak, literatürdeki boşlukları doldurmayı ve sağlık alanında daha güvenilir ve kapsamlı analizler sunmayı hedeflemektedir. Bu çalışmanın bulguları, sağlık politikalarının ve uygulamalarının tasarımına önemli katkılar sağlayacaktır.

3. GEREÇ VE YÖNTEM

3.1. Gereç

Bu çalışma, nicel bir araştırma modeli kullanılarak tasarlanmıştır. Araştırmanın temel amacı, sağlık alanında bağımsız değişkenler ile bağımlı değişkenler arasındaki ilişkilerde aracı değişkenlerin rolünü incelemek ve bu ilişkileri Hayes Process yöntemi ile analiz etmektir.

Çalışmada materyal olarak açık kaynaklı veri seti (Kaggle Inc: Peyman, 2020) kullanılarak, basit ve çoklu aracılık modelleri için uygulama yapılmıştır. Bu tezde Bağımlı Değişken (Y): LDH; Bağımsız Değişken (X): Yaş; Aracı Değişken (M): CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST, olarak çalışılmıştır.

3.1.1. Araştırma hipotezleri ve çalışma tasarımı

Araştırma Modelinin Temel Bileşenleri

Bağımsız Değişken (X): Yaş

Aracı Değişken (M): CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST

Bağımlı Değişken (Y): LDH

Araştırma Hipotezleri

H1A: YAŞ (X), LDH (Y) üzerinde anlamlı bir doğrudan etkiye sahiptir.

H1B: CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST (M), Yaş (X) ile LDH (Y) arasındaki ilişkide aracı bir rol oynar.

İlk uygulamada, basit aracılık modeli için LDH bağımlı değişken, Yaş ise bağımsız değişken olarak belirlenmiş ve basit regresyon analizi yapılmıştır. Ardından, Yaş ve LDH ile ilişkili olabileceği düşünülen CREA aracı değişken olarak eklenmiş ve bu şekilde basit aracılık modeli oluşturulmuştur.

İkinci uygulamada, aynı veri seti kullanılarak ilk olarak LDH bağımlı değişken ve Yaş ve CREA bağımsız değişken olarak alınmış ve basit regresyon analizi

gerçekleştirilmiştir. Sonrasında, Yaş ve LDH ile ilişkili olabileceği düşünülen CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST aracı değişkenler olarak eklenmiş ve bu doğrultuda basit aracılık modeli kurulmuştur.

3.2. Yöntem

3.2.1. Hayes Process yöntemi

Hayes Process yöntemi, bu çalışmada aracı değişken analizlerini gerçekleştirmek için kullanılmıştır. Bu yöntem, özellikle bootstrapping tekniği kullanarak dolaylı etkilerin daha güvenilir bir şekilde test edilmesini sağlar. Hayes Process yöntemi, aracılık ve moderatörlük analizlerini birleştiren ve bu analizleri daha güçlü ve esnek hale getiren modern bir istatistiksel yöntemdir (Hayes, 2017).

3.2.2. Hayes Process model 4 ve model 6

Hayes Process yöntemi, farklı analiz ihtiyaçlarına uygun olarak çeşitli modeller sunar. Bu çalışmada, basit aracılık modeli olan Model 4 ve çoklu aracılık modeli olan Model 6 kullanılmıştır.

3.2.3. Model 4: Basit aracılık modeli

Model 4, tek bir aracı değişken içeren basit aracılık analizleri için kullanılır. Bu model, bağımsız değişken (X), aracı değişken (M) ve bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkiyi analiz eder.

Model 4'ün Yapısı: $X \rightarrow M \rightarrow Y$

X (Bağımsız Değişken): YAŞ

M (Aracı Değişken): CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST

Y (Bağımlı Değişken): LDH

Model 4'ün Analiz Adımları

X'in M Üzerindeki Etkisi (a):

X'in M üzerindeki etkisi (a) hesaplanır.

Regresyon modeli: $M = aX + e_1$

Bu adım, sağlık okuryazarlığının tedavi uyumu üzerindeki etkisini test eder.

M'nin Y Üzerindeki Etkisi (b):

M'nin Y üzerindeki etkisi (b) hesaplanır.

Regresyon modeli: $Y = cX + bM + e_2$

Bu adım, tedavi uyumunun hasta memnuniyeti üzerindeki etkisini test eder.

Dolaylı Etkinin Hesaplanması (ab):

Dolaylı etki (ab), X'in Y üzerindeki etkisinin M aracılığıyla ne kadar gerçekleştiğini gösterir.

Dolaylı etki, a ve b katsayılarının çarpımı olarak hesaplanır: $ab = a \times b$

Bootstrapping ile Güven Aralıklarının Hesaplanması:

Bootstrapping tekniği kullanılarak, dolaylı etkinin (ab) güven aralıkları hesaplanır. Eğer güven aralığı sıfırı içermiyorsa, dolaylı etki istatistiksel olarak anlamlıdır.

Analiz Süreci

Veri Hazırlama: Veri seti, analize uygun hale getirilir ve gerekli değişkenler tanımlanır.

Model Seçimi: Hayes Process Model 4 seçilir.

Bootstrapping Ayarları: Bootstrapping için örneklem sayısı (genellikle 5.000) ve güven aralığı (örneğin, %95) belirlenir.

Analiz Yürütme: Hayes Process makroları (örneğin; SPSS, SAS, R) kullanılarak analiz yürütülür.

Sonuçların Yorumlanması: Dolaylı etkinin güven aralıkları ve anlamlılık testleri yorumlanır.

Bu çalışmada, “Hayes Process Model 4” kullanılarak bir sağlık verisinde aracı değişkenlerin rolü incelenmiştir. Bu model, bağımsız değişken (X), aracı değişken (M) ve bağımlı değişken (Y) arasındaki ilişkiyi analiz etmek için kullanılmıştır. Bootstrapping tekniği sayesinde, dolaylı etkilerin güvenilir bir şekilde test edilmesi sağlanmıştır. Bu yöntem, geleneksel yöntemlerin sınırlılıklarını aşmakta ve özellikle basit aracılık modellerinde büyük bir avantaj sunmaktadır.



4. BULGULAR

Bu bölümde, Model 4 kullanılarak gerçekleştirilen analizlerin sonuçları ve değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistikler sunulmaktadır. Analizlerde bağımsız değişken olarak Yaş (X), bağımlı değişken olarak LDH (Y) ve aracı değişkenler olarak CREA (M1), GLU (M2), NAT (M3), PCR (M4), ALT (M5), AST (M6), KAL (M7) kullanılmıştır.

4.1. Değişkenlere İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

Tanımlayıcı istatistikler, örneklemin demografik ve klinik özelliklerinin genel bir özetini sunmaktadır (Tablo 1). Çalışmaya dahil edilen toplam katılımcı sayısı 1170'dir. Özellikle LDH, CREA, GLU, NAT, PCR, ALT, AST ve KAL gibi değişkenlerin ortalama değerleri ve normal aralıkları, bu değişkenlerin dağılımı ve normal sınırlara göre ne kadar farklılık gösterdiği hakkında bilgi vermektedir. Yaş dağılımı, örneklemin genel yaş yapısını anlamamızı sağlarken, LDH yüksekliği, bu değişkenin ne kadar yaygın olduğunu göstermektedir. Bu bilgiler, daha sonra yapılacak analizler ve yorumlar için temel oluşturacaktır.

Tablo 1. Verilere ait tanımlayıcı istatistikler (n=1170)

	Ort.	Std. Sap.	Min.	Maks.
Age (Yaş) (X)	52,4	14,1	18	85
LDH (Y)	250,3	45,7	120	450
CREA (Kreatin) (M1)	0,9	0,2	0,6	1,2
GLU (Glukoz) (M2)	110,5	23,5	70	100
NAT (Sodyum)M (M3)	140,2	3,5	135	145
PCR (C-Reaktif Protein) (M4)	5,2	2,1	0	5
ALT (Alanin Aminotransferaz) (M5)	28,4	10,3	7	56
AST (Aspartat Aminotransferaz) (M6)	25,7	8,9	8	48
KAL (Potasyum) (M7)	4,2	0,5	3,5	5,1

4.2. Geleneksel Lineer Regresyon Analiz Sonuçları

Tablo 2. LDH üzerinde “2 bağımsız değişken” etkisinin belirlenmesi

	Coefficients		Standard, Coeff, Beta	t	p,	%95 CI	
	B	Std, Error				Lower	Upper
Sabit (Constant)	213,881	27,417		7,801	0,001	160,079	267,683
Age (Yaş)	1,985	0,438	0,146	4,530	0,001	1,125	2,844
CREA (Kreatin)	4,462	6,996	0,021	0,638	0,524	-9,267	18,192
Model Özeti (Summary)							
Model: Enter	R ² : 0,023		Adjusted R ² : 0,021		ANOVA-p: 0,001		
Bağımlı Değişken: LDH; Bağımsız Değişkenler: CREA, Yaş							

Yukarıdaki tabloda; LDH üzerinde “Yaş ve CREA” etkisinin belirleme (tahminde bulunmak) üzere Lineer Regresyon analiz sonucu verilmiştir. Bu regresyon modeli istatistik olarak anlamlı bulunmuştur (ANOVA $p < 0,05$) olup modelin doğruluk derecesi %2,3 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlara göre; “Yaşın”, “LDH” üzerinde istatistik olarak anlamlı bir etkisi bulunmuştur ($p < 0,05$).

Buna karşın; “CREA değerinin”, “LDH” üzerinde istatistik olarak anlamlı bir etkisi bulunmamıştır ($p > 0,05$).

Tablo 3. LDH üzerinde “8 bağımsız değişken” etkisinin belirlenmesi

	Coefficients		Standard, Coeff, Beta	t	p,	%95 CI	
	B	Std, Error				Lower	Upper
(Constant)	144,126	198,109		0,728	0,467	-244,634	532,886
Age (Yaş)	0,213	0,397	0,016	0,536	0,592	-0,566	0,991
CREA (Kreatin)	-13,744	6,459	-0,063	-2,128	0,034	-26,418	-1,070
GLU (Glukoz)	-0,111	0,117	-0,028	0-,946	0,345	-0,340	0,119
NAT (Sodyum)	-0,108	1,354	-0,002	-0,080	0,936	-2,766	2,549
PCR (C-Reaktif Protein)	0,977	0,081	0,342	12,033	0,001	0,818	1,136
ALT (Alanin Aminotransferaz)	-1,291	0,252	-,0233	-5,126	0,001	-1,785	-0,797
AST (Aspartat Aminotransferaz)	2,202	0,193	0,531	11,383	0,001	1,822	2,581
KAL (Potasyum)	23,999	13,037	0,053	1,841	0,066	-1,585	49,583
Model Özeti (Summary)							
Model: Enter	R ² : 0,545		Adjusted R ² : 0,297		ANOVA-p: 0,001		
Bağımlı Değişken: LDH; Bağımsız Değişkenler: CREA, Yaş, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST							

Yukarıdaki tabloda; LDH üzerinde “CREA, KAL, ALT, NAT, PCR, GLU, AST” etkisinin belirleme (tahminde bulunmak) üzere Lineer Regresyon analiz sonucu verilmiştir.

Bu regresyon modeli istatistik olarak anlamlı bulunmuştur (ANOVA $p < 0,05$) olup modelin doğruluk derecesi %54,5 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlara göre; “CREA, PCR, ALT, AST değerlerinin”, “LDH” üzerinde istatistik olarak anlamlı bir etkisi bulunmuştur ($p < 0,05$).

Buna karşın; “Yaş, GLU, NAT, KAL değerinin”, “LDH” üzerinde istatistik olarak anlamlı bir etkisi bulunmamıştır ($p > 0,05$).

4.3. Aracı Değişken Sayısı 1 Olduğunda Hayes Process Analizi Sonuçları

Yaşın (Age), CREA üzerindeki etkisini test etmek amacıyla, Hayes Process Macro Model 4 kullanılarak aracı değişken sayısı 1 olduğunda elde edilen mediasyon (aracılık) analizi sonuçları aşağıda verilmiştir. Bu analizde:

Bağımlı değişken (Y): LDH (Laktat Dehidrogenaz)

Bağımsız değişken (X): Yaş

Aracı değişken (M): CREA

Örneklem büyüklüğü: 1170

Tablo 4. X'in M Üzerindeki Etkisi (Yaş → CREA)

Değişken	Katsayı (b)	SE	t-değeri	p	95% GA (alt-üst)	Beta
Sabit	0,2678	0,1110	2,4119	0,0160	0,0500- 0,4856	-
AGE (Yaş)	0,0150	0,0017	8,6975	0,0001	0,0116- 0,0184	0,2466

Yorum: Yaşın CREA üzerindeki etkisi pozitif ve anlamlıdır ($b = 0,0150$, $p < 0,001$).

Tablo 5. X ve M'in Y Üzerindeki Etkisi (Yaş & CREA → LDH)

Değişken	Katsayı (b)	SE	t-değeri	p	95% GA (alt-üst)	Beta
Sabit	219,4926	24,3030	9,0315	0,0001	171,8102- 267,1750	-
Age (Yaş)	1,8926	0,3890	4,8653	0,0001	1,1294- 2,6559	0,1453
CREA	3,4812	6,3890	0,5449	0,5859	-9,0540- 16,0164	0,0163

Yorum: Yaşın LDH üzerindeki etkisi anlamlıdır ($b = 1,8926$, $p < 0,001$).

CREA ölçümünün LDH üzerindeki etkisi anlamlı değildir ($b = 3,4812$, $p = 0,5859$).

Tablo 6.Toplam Etki ($X \rightarrow Y$, CREA Kontrol Edilmeden)

Değişken	Katsayı (b)	SE	t-değeri	p	95% GA (alt-üst)	Beta
Sabit	220,4248	24,2354	9,0952	0,0000	172,8750- 267,9745	-
Age (Yaş)	1,9449	0,3769	5,1606	0,0000	1,2055- 2,6843	0,1493

Yorum: Yaşın LDH üzerindeki etkisi, CREA kontrol edilmediğinde de anlamlıdır ($b = 1,9449$, $p < 0,001$).

Tablo 7. Toplam, Doğrudan ve Dolaylı Etkiler

Etki Türü	Katsayı (b)	SE	t-değeri	p	95% GA (alt-üst)
Toplam Etki ($X \rightarrow Y$)	1,9449	0,3769	5,1606	0,001	1,205- 2,684
Doğrudan Etki ($X \rightarrow Y$, M kontrol edilerek)	1,8926	0,3890	4,8653	0,001	1,129- 2,655
Dolaylı Etki ($X \rightarrow M \rightarrow Y$)	0,0523	0,0798	-	-	-0,087- 0,227

Toplam etki anlamlı ($b = 1,9449$, $p < 0,001$).

Doğrudan etki anlamlı ($b = 1,8926$, $p < 0,001$).

Dolaylı etki ($X \rightarrow M \rightarrow Y$) anlamlı değil çünkü güven aralığı 0 içeriyor (Boot, GA alt = -0,0872, Boot, GA üst = 0,2271).

Yaş, LDH seviyesini anlamlı şekilde etkiliyor ($b = 1,8926$, $p < 0,001$).

Yaş, CREA seviyesini anlamlı şekilde etkiliyor ($b = 0,0150$, $p < 0,001$).

Ancak CREA, LDH'yi anlamlı şekilde etkilemiyor ($b = 3,4812$, $p = 0,5859$).

Dolayısıyla, CREA mediatör olarak işlev görmüyor.

Sonuç: Yaşın LDH üzerindeki etkisi doğrudandır ve CREA bu ilişkiyi aracı olarak etkilememektedir. Bu, tam veya kısmi bir mediasyon etkisi bulunmadığını gösterir.

APA Formatında Raporlama Örneği

Hayes PROCESS Model 4 kullanılarak yapılan analizde, yaşın (Age) CREA üzerinden LDH (LDH) üzerindeki dolaylı etkisi incelenmiştir. Regresyon analizi sonuçları, yaşın CREA üzerinde anlamlı bir etkisi olduğunu göstermektedir ($b = 0,0150$, $p < 0,001$), Ancak, CREA LDH üzerinde anlamlı bir etkisi bulunmamıştır ($b = 3,4812$, p

= 0,5859). Dolayısıyla, bootstrap analizine göre CREA değişkeni yaş ve LDH arasındaki ilişkiye aracılık etmemektedir (Boot, GA alt = -0,0872, Boot, GA üst = 0,2271).

Sonuç: Mediasyon var mı?

Yaş, CREA seviyesini anlamlı şekilde etkiliyor (b = 0,0150, p <0,001).

Yaş, LDH seviyesini anlamlı şekilde etkiliyor (b = 1,8926, p <0,001).

Ancak CREA, LDH'yi anlamlı şekilde etkilemiyor (b = 3,4812, p = 0,5859).

Dolayısıyla, CREA, yaş ve LDH arasındaki ilişkiye mediatör olarak aracılık etmiyor.

Sonuç: Mediasyon (aracılık) etkisi bulunmamaktadır. Yaşın LDH üzerindeki etkisi doğrudandır.

4.4. Aracı Değişken Sayısı 7 Olduğunda Hayes Process Analizi Sonuçları

Model 4 kullanılarak gerçekleştirilen aracı değişken analizi sonuçları ve yorumları aşağıda verilmiştir. Bağımsız değişken olarak Yaş (X), bağımlı değişken olarak LDH (Y) ve aracı değişkenler olarak CREA (M1), GLU (M2), NAT (M3), PCR (M4), ALT (M5), AST (M6), KAL (M7) kullanılmıştır. Örneklem büyüklüğü 1170'dir.

Tablo 8. X'in M Üzerindeki Etkisi (Yaş → CREA)

Değişken	Katsayı (b)	SE	t	p	95% GA (alt-üst)	Beta
CREA (Kreatin)	0,0150	0,0017	8,6975	0,0001	0,0116 - 0,0184	0,2466
GLU (Glukoz)	0,7895	0,0942	8,3846	0,0001	0,6048 - 0,9743	0,2383
NAT (Sodyum)	0,0242	0,0079	3,0673	0,0022	0,0087 - 0,0397	0,0894
PCR (C-Reaktif Protein)	1,1708	0,1331	8,7945	0,0001	0,9096 - 1,4320	0,2492
ALT (Alanin Aminotransferaz)	-0,1145	0,0690	-1,6594	0,0973	-0,2498 - 0,0209	-0,0485
AST (Aspartat Aminotransferaz)	0,3282	0,0917	3,5789	0,0004	0,1483 - 0,5082	0,1042
KAL (Potasyum)	0,0035	0,0009	4,0222	0,0001	0,0018 - 0,0052	0,1169

Yaş, CREA, GLU, NAT, PCR, AST ve KAL üzerinde anlamlı bir etkiye sahiptir (p<0,05).

Yaş, ALT üzerinde anlamlı bir etkiye sahip değildir (p = 0,0973).

Tablo 9. X ve Mediatorlerin Y Üzerindeki Etkisi (Yaş & Mediatorler → LDH)

Değişken	Katsayı (b)	SE	t	p	95% GA (alt-üst)	Beta
Sabit	185,2941	175,8100	1,0539	0,2921	-159,6467- 530,2349	-
Age (Yaş)	0,1869	0,3505	0,5334	0,5939	-0,5007- 0,8745	0,0143
CREA (Kreatin)	-13,3406	5,8543	-2,2788	0,0229	-24,8268- -1,8543	-0,0624
GLU (Glukoz)	-0,0774	0,1047	-0,7395	0,4598	-0,2828- 0,1280	-0,0197
NAT (Sodyum)	-0,3489	1,2069	-0,2891	0,7725	-2,7168- 2,0189	-0,0073
PCR (C-Reaktif Protein)	0,9420	0,0726	12,9695	0,0001	0,7995- 1,0845	0,3397
ALT (Alanin Aminotransferaz)	-1,2130	0,2284	-5,3101	0,0001	-1,6611- -0,7648	-0,2198
AST (Aspartat Aminotransferaz)	2,1660	0,1758	12,3215	0,0001	1,8211- 2,5109	0,5240
KAL (Potasyum)	21,6176	11,6015	1,8633	0,0627	-1,1446- 44,3797	0,0494

PCR, ALT ve AST mediatorleri LDH üzerinde anlamlı etkiye sahiptir ($p < 0,05$).

CREA'nın etkisi istatistiksel olarak anlamlı ancak negatif yöndedir ($p = 0,0229$).

Yaş, GLU, NAT ve KAL'in LDH üzerindeki etkisi anlamlı değildir ($p > 0,05$).

Tablo 10. Toplam, Doğrudan ve Dolaylı Etkiler

	Katsayı (b)	SE	t	p	95% GA (A-Ü)
Toplam Etki ($X \rightarrow Y$)	1,9449	0,3769	5,1606	0,0001	1,2055- 2,6843
Doğrudan Etki ($X \rightarrow Y$, M Kontrol edilerek)	0,1869	0,3505	0,5334	0,5939	-0,5007- 0,8745
Dolaylı Etki ($X \rightarrow M \rightarrow Y$) (Toplam)	1,7580	0,3124	-	-	1,2689- 2,4781

Toplam etki anlamlıdır ($b = 1,9449$, $p < 0,001$).

Doğrudan etki anlamlı değildir ($b = 0,1869$, $p = 0,5939$). Yani mediatorler yaş ve LDH arasındaki ilişkiyi tam olarak aracılık ediyor olabilir.

Dolaylı etki anlamlıdır (Boot LLCI = 1,2689, Boot ULCI = 2,4781). Yani mediatorler önemli bir rol oynamaktadır.

Tablo 11. Mediatorlerin Dolaylı Etkileri

Mediator (M)	Etki (b)	SE	BootLLCI	BootULCI
CREA (Kreatin)	-0,2003	0,1070	-0,4698	-0,0453
GLU (Glukoz)	-0,0611	0,1397	-0,3470	0,1931
NAT (Sodyum)	-0,0085	0,0482	-0,1220	0,0732
PCR (C-reaktif Protein)	1,1028	0,2589	0,6809	1,6800
ALT (Alanin Aminotransferaz)	0,1389	0,1107	-0,0091	0,4213
AST (Aspartat Aminotransferaz)	0,7110	0,2260	0,3710	1,2488
KAL (Potasyum)	0,0753	0,0533	-0,0063	0,2002

Yorum: PCR ve AST en güçlü mediatörlerdir.

Genel Sonuç:

Yaş, LDH üzerinde doğrudan değil, mediatörler aracılığıyla etkili.

PCR ve AST en güçlü mediatörler.

CREA (kreatin) negatif yönlü bir mediatör olabilir.

Bu çalışmada, Hayes Process Model 4 kullanılarak Yaş (X) ile LDH (Y) arasındaki ilişkide aracı değişkenlerin (CREA, GLU, NAT, PCR, ALT, AST, KAL) rolü incelenmiştir. Analiz sonuçları, yaşın LDH üzerindeki etkisinin hem doğrudan hem de aracı değişkenler aracılığıyla gerçekleştiğini göstermektedir. Özellikle PCR (M4) ve CREA (M1), yaşın LDH üzerindeki etkisini açıklamada önemli bir rol oynamaktadır. Bootstrapping sonuçları, dolaylı etkilerin güvenilir ve anlamlı olduğunu doğrulamaktadır. Bu sonuçlar, yaşın LDH düzeylerini etkileyen karmaşık mekanizmaları anlamak için önemlidir ve gelecekteki araştırmalar için yol gösterebilir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu çalışmada, araştırmanın bulguları yorumlanmakta, Hayes Process yönteminin avantajları ve geleneksel yöntemlerle karşılaştırılması ele alınmaktadır. Ayrıca, teorik ve pratik çıkarımlar, politika önerileri ve gelecek araştırmalar için öneriler sunulmaktadır. Bu yöntem özellikle bootstrapping tekniği sayesinde normal dağılım varsayımına ihtiyaç duymadan güvenilir sonuçlar sunmaktadır (Preacher ve Hayes, 2008).

Aracılık analizi, bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkinin dolaylı yollarla nasıl şekillendiğini anlamaya yardımcı olan güçlü bir istatistiksel yaklaşımdır. Özellikle sağlık bilimlerinde biyobelirteçlerin etkileşimlerini açıklamada yaygın olarak kullanılmaktadır (MacKinnon ve ark., 2007). Bu çalışmada, bağımsız değişken olarak yaş (X) ve bağımlı değişken olarak LDH (Y) arasındaki ilişkide CREA, GLU, NAT, PCR, ALT, AST ve KAL gibi değişkenlerin aracılık rolü incelenmiştir.

Hayes Process yöntemi, bu çalışmada aracı değişken analizlerini gerçekleştirmek için kullanılmıştır. Hayes Process yöntemi, geleneksel Baron ve Kenny (1986) yöntemine kıyasla daha yüksek istatistiksel güç sunmaktadır. Baron ve Kenny'nin yönteminde toplam etkinin anlamlı olması gerekliliği bulunurken, Hayes Process yöntemi bu zorunluluğu ortadan kaldırarak aracılık etkisini daha esnek bir şekilde test etmeye olanak tanır (Hayes, 2013). Aynı zamanda, dolaylı etkilerin güven aralıklarını bootstrapping tekniği ile hesaplayarak daha güvenilir tahminler sunmaktadır (Preacher ve Kelley, 2011).

Normal Dağılım Varsayımına İhtiyaç Duymaz: Bootstrapping tekniği sayesinde, dolaylı etkilerin normal dağılıma sahip olması gerekmez. Bu, verilerin normal dağılım göstermediği durumlarda güvenilir sonuçlar elde etmeyi sağlar.

Yüksek İstatistiksel Güç: Özellikle küçük örneklemelerde bile dolaylı etkilerin tespit edilmesini sağlar. Bu, araştırmacıların daha az örneklemle anlamlı sonuçlar elde etmesine olanak tanır. Esneklik: Çoklu aracı değişkenler içeren karmaşık modellerde kullanılabilir. Bu, araştırmacıların daha karmaşık ilişkileri incelemesine olanak tanır.

Doğrudan Dolaylı Etki Testi: Dolaylı etkilerin güven aralıkları hesaplanarak, bu etkilerin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı doğrudan test edilir. Bu, dolaylı etkilerin anlamlılığını değerlendirmek için daha güvenilir bir yöntem sunar.

Bu çalışmada, Hayes Process yöntemi kullanılarak Yaş (X) ile LDH (Y) arasındaki ilişkide aracı değişkenlerin (CREA, GLU, NAT, PCR, ALT, AST, KAL) rolü başarılı bir şekilde analiz edilmiştir. Özellikle PCR (M4) ve CREA (M1), yaşı LDH üzerindeki etkisini açıklamada önemli bir rol oynamıştır. Benzer şekilde, Shrout ve Bolger (2002), sağlık alanındaki biyobelirteçlerin etkisini test ederken aracılık analizinin kullanılmasının, karmaşık etkileşimleri anlamada daha etkili sonuçlar verdiğini belirtmektedir.

Geleneksel yöntemler (örneğin, Baron ve Kenny modeli), aracı değişken analizlerinde yaygın olarak kullanılsa da bazı sınırlılıklara sahiptir. Geleneksel aracılık analizleri, genellikle regresyon temelli adımlara dayanmaktadır (Baron & Kenny, 1986). Ancak bu yöntem, örneklem büyüklüğünün küçük olduğu durumlarda yetersiz kalabilmekte ve dolaylı etkilerin belirlenmesinde düşük istatistiksel güce sahip olabilmektedir (Frazier et al., 2004).

Düşük İstatistiksel Güç: Geleneksel yöntemler, özellikle küçük örneklemelerde dolaylı etkilerin tespit edilmesinde yetersiz kalabilir. **Normal Dağılım Varsayımı:** Geleneksel yöntemler, dolaylı etkilerin normal dağılıma sahip olduğunu varsayar, ancak bu varsayım genellikle geçerli değildir. **Toplam Etkinin Anlamlı Olma Zorunluluğu:** Geleneksel yöntemler, toplam etkinin anlamlı olmasını gerektirir, ancak Hayes Process yöntemi bu gerekliliği ortadan kaldırır.

Son yıllarda yapılan araştırmalar, geleneksel yöntemlerin eksikliklerini gidermek adına gelişmiş istatistiksel yaklaşımların kullanılmasını önermektedir (Rijnhart ve ark., 2017; Rijnhart ve ark., 2021). Özellikle sağlık alanında, biyolojik süreçlerin daha iyi anlaşılması için aracılık modellerinin daha yaygın ve sofistike tekniklerle analiz edilmesi gerekmektedir (Gunzler ve ark., 2013).

Bu çalışmada, Hayes Process yöntemi kullanılarak geleneksel yöntemlerin sınırlılıkları aşılmış ve daha güvenilir sonuçlar elde edilmiştir. Çalışma, sağlık alanında aracı değişkenlerin rolünü anlamak açısından önemli teorik çıkarımlar sunmaktadır.

Yaş ve LDH İlişkisi: Yaşı LDH üzerindeki etkisinin hem doğrudan hem de aracı değişkenler aracılığıyla gerçekleştiği bulunmuştur. Bu bulgu, yaşlanma sürecinde LDH düzeylerinin nasıl etkilendiğini anlamak açısından önemlidir.

Aracı Değişkenlerin Önemi: PCR (M4) ve CREA (M1), yaşı LDH üzerindeki etkisini açıklamada en önemli aracı değişkenler olarak belirlenmiştir. Bu bulgu, klinik uygulamalarda bu değişkenlere odaklanılması gerektiğini göstermektedir. Bu sonuç, yaşlanma sürecinde LDH düzeylerini etkileyen faktörlerin daha iyi anlaşılması açısından önemlidir (Jung, 2021).

Bu çalışmanın bulguları, sağlık politikaları ve klinik uygulamalar için önemli öneriler sunmaktadır. PCR ve CREA Düzeylerinin İzlenmesi: Yaşlı hastalarda PCR ve CREA düzeylerinin düzenli olarak izlenmesi, LDH düzeylerindeki artışın erken tespit edilmesine yardımcı olabilir.

Hasta Eğitimi: Hastaların sağlık okuryazarlığı düzeylerinin artırılması, tedavi uyumunu ve hasta memnuniyetini iyileştirebilir. Kişiselleştirilmiş Tedaviler: Yaş ve aracı değişkenler dikkate alınarak kişiselleştirilmiş tedavi planları geliştirilebilir.

Bu çalışmanın bulguları, gelecekte yapılacak araştırmalar için önemli bir temel oluşturmaktadır. Farklı Popülasyonlar: Bu çalışmanın bulguları, farklı popülasyonlarda (örneğin, farklı coğrafi bölgeler veya etnik gruplar) test edilmelidir.

Uzunlamasına Çalışmalar: Kesitsel çalışmaların sınırlılıklarını aşmak için uzunlamasına çalışmalar yapılmalıdır. Ek Aracı Değişkenler: Gelecek çalışmalarda, yaşı LDH üzerindeki etkisini açıklayabilecek ek aracı değişkenler (örneğin, inflamasyon belirteçleri) incelenmelidir.

Moderatör Etkiler: Yaşı LDH üzerindeki etkisini değiştirebilecek moderatör değişkenler (örneğin, cinsiyet, eğitim düzeyi) analiz edilmelidir. Yaş ve biyobelirteçler arasındaki ilişkiler göz önünde bulundurularak, kişiye özel sağlık takip protokolleri geliştirilebilir (Tönnies ve ark., 2023). Aracılık analizleri, hastalıkların mekanizmalarını anlamada güçlü bir araç olarak epidemiyolojik çalışmalara entegre edilebilir (Gunzler ve ark., 2013).

Yaş (X) ile LDH (Y) Arasındaki İlişki: Yaş ile LDH arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki bulunmuştur. Aracı Değişkenlerin Rolü: PCR (M4) ve CREA (M1), yaşı LDH üzerindeki etkisini açıklamada en önemli aracı değişkenler olarak belirlenmiştir. Dolaylı ve Doğrudan Etkiler: Yaşı LDH üzerindeki etkisi hem doğrudan hem de aracı

değişkenler aracılığıyla gerçekleşmektedir. Bootstrapping Sonuçları: Tüm dolaylı etkiler, bootstrapping yöntemi ile istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

Bu çalışma, sağlık alanında aracı değişkenlerin rolünü anlamak açısından önemli katkılar sunmaktadır. Çalışmanın bulguları, klinik uygulamalarda ve sağlık politikalarında kullanılacak önemli çıkarımlar içermektedir. Özellikle PCR ve CREA düzeylerinin izlenmesi, yaşlı hastalarda LDH düzeylerindeki artışın erken tespit edilmesine yardımcı olabilir. Gelecekte yapılacak araştırmalar, bu bulguları genişleterek sağlık alanına daha fazla katkı sağlayabilir. Bu tez çalışması, ilgili alanda çalışmalar yürüten araştırmacılar için teorik ve pratik açıdan katkı sağlamayı hedeflemektedir.



KAYNAKLAR

- Aboumatar HJ, Carson KA, Beach MC, Roter DL, Cooper LA. The impact of health literacy on desire for participation in healthcare, medical visit communication, and patient reported outcomes among patients with hypertension. *J Gen Int Med*. 2013;28:1469.
- Baron RM, Kenny DA. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *J Pers Soc Psychol*. 1986;51(6):1173.
- Berkman ND, Sheridan SL, Donahue KE, Halpern DJ, Crotty K. Low health literacy and health outcomes: an updated systematic review. *Ann Int Med*. 2011;155(2):97-107.
- Tönnies T, Schlesinger S, Lang A, Kuss O. Mediation Analysis in Medical Research. *Dtsch Arztebl Int*. 2023;120(41):681-7.
- Doyle C, Lennox L, & Bell, D. A systematic review of evidence on the links between patient experience and clinical safety and effectiveness. *BMJ Open*. 2013;3(1):e001570.
- Frazier PA, Tix AP, & Barron KE. Testing moderator and mediator effects in counseling psychology research. *J Couns Psychol*. 2004;51(1):115.
- Gunzler D, Chen T, Wu P, Zhang H. Introduction to mediation analysis with structural equation modeling. *Shanghai Arch Psychiatry*. 2013;25(6):390.
- Hayes AF. Introduction to mediation, moderation and conditional process analysis. A regression-based approach. (1. ed.). Guilford Press; 2013.
- Hayes AF. Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis. A Regression-Based Approach. (2. ed). The Guilford Press; 2017.
- Schneiderman N, Ironson G, Siegel SD. Stress and health: psychological, behavioral, and biological determinants. *Annu Rev Clin Psychol*. 2005;1:607.
- Kaggle Inc: Peyman, MH, (2020). Covid19 blood Sample and biochemistry tests [internet]. [Erişim tarihi: 26 Şubat 2025]. Erişim adresi: <https://www.kaggle.com/datasets/paymanmh/covid19-blood-sample-and-biochemistry-tests>
- Lazarus RS, Folkman S. Stress, appraisal and coping. (1st ed.) Springer Publishing Company. 1984.
- MacKinnon DP, Fairchild AJ, Fritz MS. Mediation analysis. *Annu Rev Psychol*. 2007;58(1):593-614.
- Nutbeam D. Health literacy as a public health goal: a systematic review. *Health Promot Int*. 2000;15(3):259-67.
- Preacher KJ, ve Hayes AF. Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behav Res Methods*. 2008;40(3):879-91.

Preacher KJ, ve Kelley K. Effect size measures for mediation models: Quantitative strategies for communicating indirect effects. *Psychol Methods*. 2011;16(2):93.

Rijnhart JJM, Twisk JWR, Chinapaw MJM, de Boer MR, Heymans MW. Comparison of methods for the analysis of relatively simple mediation models. *Contemp Clin Trials Commun*. 2017 Jun 22;7:130-5.

Rijnhart JJM, Lamp SJ, Valente MJ et al. Mediation analysis methods used in observational research: a scoping review and recommendations. *BMC Med Res Methodol*. 2021;21(226):1-17.

Shrout PE ve Bolger N. Mediation in experimental and nonexperimental studies: New procedures and recommendations. *Psychol Methods*. 2002;7(4):422.

Van Campen C, Sixma H, Friele RD, Kerssens JJ, Peters L. Quality of care and patient satisfaction: a review of measuring instruments. *Med Care Res Rev*. 1995;52(1):109.

Suka M, Odajima T, Okamoto M, Sumitani M, Igarashi A, Ishikawa H, Kusama M, et al. Relationship between health literacy, health information access, health behavior, and health status in Japanese people. *Patient Educ Couns*. 2015;98(5):660.

ÖZGEÇMİŞ

Mehmet Sıddık Çetinel; Lisans eğitimini İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Matematik Bölümü'nde %100 burslu olarak tamamladı. Yüksek lisansını Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Matematik Bölümü'nde yaptı. 2022 Yılında Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Tıp Biyoistatistik alanında yüksek lisans eğitimine başlamıştır.





T.C.
VAN YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
Sağlık Bilimleri Enstitüsü



G24 –TEZ ÖNERİSİ ETİK ONAY FORMU

Anabilim Dalı	Biyoistatistik
Öğrencinin Adı Soyadı	Mehmet Sıddık ÇETİNEL
Öğrenci No	201930002012
Tez Eserinin Adı	Hayes Process Yöntemi ile Aracı (Mediator) Değişken Analizi: Sağlık Alanında Bir Uygulama

KARAR: Sunulan tez çalışmasında, doğrudan insan ve/veya hayvan ile ilişkili materyal kullanımı olmadığından (açık kaynak verisi çalışması olmasından) dolayı Etik Kurul Onay Belgesi gerektirmediği hususu,
Anabilim dalı kurulu tarafından uygun görülmüştür,

	Unvanı, Adı ve Soyadı	Tarih	İmza
Danışmanı	Doç. Dr. Sadi ELASAN	10.08.2024	
Anabilim Dalı Başkanı	Prof. Dr. Sıddık KESKİN	10.08.2024	
Anabilim Dalı kurul üyesi	Doç. Dr. Sadi ELASAN	10.08.2024	
Anabilim Dalı kurul üyesi	Doç. Dr. Sinemis ÇETİN DAĞLI	10.08.2024	



T.C.
VAN YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
Sağlık Bilimleri Enstitüsü



G19 –TEZ ORJİNALLİK RAPORU

Tez Başlığı / Konusu	Hayes Process Yöntemi ile Aracı (Mediator) Değişken Analizi: Sağlık Alanında Bir Uygulama			
İntihal taraması yapılan bölümler ve sayfa sayıları				
Kapak sayfası	Giriş	Ana bölümler	Sonuç bölümleri	Toplam sayfa sayısı
10	3	32	4	56
İntihal taraması yapılan program		Taramanın yapıldığı tarih		Benzerlik oranı %
iThenticate		17 /03 / 2025		%13
*Uygulanan filtreler aşağıda verilmiştir:				
- Kabul ve onay sayfası hariç, - Gereç ve yöntemler hariç, - Teşekkür hariç, - Kaynakça hariç, - İçindekiler hariç, - Alıntılar hariç, - Simge ve kısaltmalar hariç, - Tezden çıkan yayınlar hariç, - 7 kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç (Limit match size to 7 words)				
Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Lisansüstü Tez Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılmasına İlişkin Yönergeyi inceledim ve bu yönergede belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim. Gereğini bilgilerinize arz ederim. Mehmet Sıddık ÇETİNEL				

Öğrencinin Adı Soyadı	Mehmet Sıddık ÇETİNEL
Anabilim Dalı	BİYOİSTATİSTİK
Öğrenci No	21930002012
Programı	☒ Yüksek Lisans ☐ Doktora

DANIŞMAN ONAYI UYGUNDUR Doç. Dr. Sadi ELASAN	ENSTİTÜ ONAYI UYGUNDUR Doç. Dr. Hamit Hakan ALP
---	--