

**Kısmi En Kk Kareler Yapısal Eřitlik Modellemesi (PLS-SEM) ve Bir Uygulama**

Dr. Fatma SÖNMEZ AKIR\*

**Özet**

İstatistiksel analizlerde kullanılan yöntemler tek ve çok deęiřkenli yöntemler olarak incelenebilir. Tek deęiřkenli yöntemlerin kullanımı ve uygulamaları basittir. Çok deęiřkenli yöntemler ise uygulama aısından daha karmařık ve zordur. Çok deęiřkenli analizler; iki veya daha fazla deęiřkeni aynı anda analiz etmek için kullanılır. Bu analiz yöntemleri birinci nesil ve ikinci nesil analiz yöntemleri olarak ayrılabilirler. Bu ayırım için Kümeleme analizi, Açıklayıcı-Doęrulamalı Faktör Analizi, Çok Boyutlu Ölçekleme, Varyans Analizi, Lojistik Regresyon, Çoklu Regresyon birincil nesil; Kısmi En Kk Kareler Yapısal Eřitlik Modellemesi (PLS-SEM) ile Kovaryans Tabanlı Yapısal Eřitlik Modellemesi (CB-SEM) ikinci nesil teknikler içerisinde yer almaktadır. Bu alıřmada ikinci nesil bir analiz teknięi olan Kısmi En Kk Kareler Yapısal Eřitlik Modellemesi ("PLS-SEM") hakkında bilgiler verilmiř ve bir uygulama ile konu örneklendirilmiřtir. PLS-SEM modeli yeni oluřturulmuř, güncel literatürde sıkça yer almaya bařlayan ve Sosyal Bilimlerin pek çok alanında uygulamalarına rastlanabilen bir modeldir. Kullanılan Kovaryans Tabanlı SEM modellerinden avantajlı bir yapıya sahiptir. En önemli avantajlarından biri küçük örnekler ile alıřabilme ve sonuç üretebilme özellięidir. Aynı zamanda Reflective ve Formative modellerde kullanılabilir. alıřmada bu avantajlardan ve modelin bazı dezavantajlarından bahsedilmiř ayrıca elde edilen sonuçların nasıl yorumlanacağı hakkında bilgiler sunulmuřtur. Uygulama adımları SmartPLS 3.2 programında gerekleřtirilmiř ve tablolar ve řekiller yorumları ile birlikte sunulmuřtur.

**Anahtar Kelimeler:** Yapısal Eřitlik Modellemesi, PLS-SEM, Çok deęiřkenli istatistiksel yöntemler, Faktör analizi, Mediator Etki, VAF Deęeri

**Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) and an  
Application**

**Abstract**

The methods used in statistical analysis can be examined as univariate and multivariate methods. The use and application of univariate methods is simple. Multivariate methods are more complex and difficult to implement. Multivariate analysis; used to analyze two or more variables at the same time. These analysis methods can be divided into first generation and second generation analysis methods. Clustering analysis, Explanatory-

---

\* Bartın Üniversitesi, Yönetim Biliřim Sistemleri Bölümü, [fsönmez@bartin.edu.tr](mailto:fsönmez@bartin.edu.tr) , <https://orcid.org/0000-0001-5845-9162>

alıřma Ekim 19-21 tarihleri arasında Antalya'da düzenlenen 4th International Conference on Social Researches and Behavioral Sciences programında özet bildiri olarak sunulmuřtur.

Confirmatory Factor Analysis, Multidimensional Scaling, Variance Analysis, Logistic Regression, Multiple Regression primary generation for this distinction; Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) and Covariance Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) are among the second generation techniques. In this study, information about Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), which is a second generation analysis technique, is given and an application is illustrated. The PLS-SEM model is a newly created model, which is frequently seen in the current literature and can be applied in many fields of Social Sciences. It has an advantageous structure from the covariance based SEM models used. One of the most important advantages is the ability to work with small samples and generation results. It can also be used in Reflective and Formative models. In the study, these advantages and some disadvantages of the model are mentioned and comprehensive information about how to interpret the results is presented. The implementation steps were performed in the SmartPLS 3.2 program and presented in tables with their comments.

**Keywords:** Structural Equation Modeling, PLS-SEM, CB-SEM, Multivariate statistical methods, Factor analysis, Mediation Effect

### **Extended Summary**

The aim of this study is to give information about Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) which is frequently encountered in literature recently and to explain how to interpret the results. For this purpose, a data set of 298 units was used only to describe the application. In this study, the most recent sources in the literature were used. Since the model is a new model, the old publication is not available in the literature. In the literature, articles and books which were highly cited were used. The main sources have been reached and cited from these sources. A large part of the book resources reached were written about PLS-SEM applications, and the books describing the advantages and disadvantages of the method and application steps in detail.

A ready set of data was used for the article. The set is a set of 298 edited and reduced noise data previously obtained for another analysis. In the data set, there are 26 expressions explaining 4 basic factors. Data collection was collected from white collar employees working in production companies operating in Istanbul in 2019-March. Since the main subject of the study is the interpretation of PLS-SEM method, no other features of the data are mentioned. SmartPLS 3.2 software was used for data analysis. Factor analysis results obtained from the data (Outer Loadings, indicator validity, Cronbach's Alpha, rho\_A coefficient, Composite Reliability, (AVE), R Square, T Statistics and VIF), obtained by PLS Path analysis (Discriminant validity, Q<sup>2</sup>, Heterotrait-Monotrait Ratio, Standardized Root Mean Square Residual (SRMR), Chi-Square, NFI, RMRtheta and GoF statistics) are explained in the literature.

The results obtained from the literature for these values; Outer Loadings determine the indicator reliability value. Each factor loads above 70 percent are preferred. The inductor Reliability is requested to be above 0.40, the Cronbach Alpha coefficient showing internal consistency should be 0.50 or higher, Composite Reliability value is preferred above 0.70 for model reliability. Average Variance Extracted-AVE Convergent gives the validity value. In order to say that the model has validity, this value should be 0.50 or more. Rho\_A values indicate whether the factor elements are reliable. For each factor it is preferred to be over 0.70. If R Square is greater than 0.26, the

variable affects the other in large scale. If the values are greater than 1.96, the expressions are also statistically significant for the established model. The discriminat validity value must be greater than all values in the same column and row of the table. Heterotrait-Monotrait (HTMT) ratio should be less than 0.85. Of the goodness of fit values, the closer the SRMR values are to 0, the better the fit. It should be below 0.08. NFI value higher than 0.90 indicates that the model is a well-matched model. Another alternative goodness of fit value is RMRtheta less than 0.12 and GoF value greater than 0.36 are good fit indicators.

## **Giriş**

Eldeki mevcut veri için ne tür bir istatistiksel analizin kullanılacağına seçimi çok önemlidir ki bu seçim sonucu, elde edilen bulguların sağlamlığını etkiler. Bazı veriler basit istatistiksel teknikler (t testi, tek yönlü varyans analizi, doğrusal regresyon gibi) ile çözümlenebilir. Bahsedilen teknikler veriyi tek bir boyut olarak inceler. Ancak bu bir kesinliktir ki gerçek hayatta değişkenleri etkileyen tek bir değişken yoktur. Birden fazla değişken ile hatta bu değişkenlerin birbirleri ile etkileşimleri ile değişen değişkenler vardır. Bu şekilde bir etkileşimin olduğu veri yapılarında basit istatistiksel tekniklerin kullanımı olası sonuçların elde edilmesini engeller. Bu şekildeki verilerin analiz edilmesinde çok değişkenli istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır. Çok değişkenli analiz; iki veya daha fazla değişkeni aynı anda analiz etmek için kullanılan bir terimdir (Pallant, 2016; Shaw, 2003). Tanımdan da görülebileceği gibi bu analizlerde ikiden fazla değişken ve bu değişkenlerin birbirleri ile etkileşimleri başka değişken veya değişkenleri etkilemektedir. Hair vd. (2017)'deki çalışmalarında çok değişkenli analiz tekniklerini birinci ve ikinci nesil analiz teknikleri olarak iki gruba ayırmıştır. Aynı zamanda bu teknikler kendi aralarında da açıklayıcı ve doğrulayıcı analiz teknikleri olarak ayrılmaktadır. Bu teknikler aşağıdaki tabloda özetlenmiştir.

Tablo 1. Çok değişkenli analiz yöntemleri (Kaynak: Hair vd., 2017).

<b>Birinci Nesil Teknikler</b>	
<b>Açıklayıcı</b>	<b>Doğrulayıcı</b>
- Kümeleme Analizi	- Varyans Analizi (ANOVA)
- Açıklayıcı Faktör Analizi	- Lojistik Regresyon
- Çok boyutlu Ölçeklendirme	- Çoklu Regresyon
	- Doğrulayıcı Faktör Analizi
<b>İkinci Nesil Teknikler</b>	
<b>Açıklayıcı</b>	<b>Doğrulayıcı</b>
- En Küçük Kereler Yapısal Eşitlik Modellemesi (PLS-SEM)	-Kovaryans Tabanlı Yapısal Eşitlik Modellemesi (CB-SEM)

Kümeleme analizi; psikoloji, psikiyatri, biyoloji, sosyoloji, tıp bilimleri, ekonomi ve arkeoloji gibi birçok disiplinde kullanılan çok deęişkenli bir analiz teknięidir (Bynen, 2012). Çok boyutlu ölçekleme (Multi Dimensional Scaling-MDS), bir arařtırmacının veri tabanlarının "gizli yapısını" ortaya çıkarmasını saęlayan bir dizi matematiksel tekniktir, bir nesne kümesi hakkındaki benzerlik bilgisi birçok farklı yoldan ortaya çıkabilir bu amaçla MDS; Jeodezi, Coęrafya/Ekonomi, Genetik/Sistematik, Psikoloji/Fonetik, Psikoloji/Siyaset Bilimi/Seçim Kuramı ve Biyokimya gibi alanlarda kullanılmaktadır (Kruskal ve Wish,1978; De Leeuw, 2000). İki den fazla anakütle ortalamasının karşılaştırılması durumunda Varyans Analizi (ANalysis Of VAriance-ANOVA) testi kullanılır (Pallant, 2016; Page vd., 2003; Can, 2014; Goh ve Hui, 2019). Varyans analizi uygulamalarda tek yönlü ve iki yönlü olmak üzere kullanılabilir. Tek yönlü varyans analizinde tek bir faktörün 2'den fazla anakütle ortalaması üzerindeki etkileri incelenirken, İki yönlü varyans analizinde hem faktörlerin ayrı ayrı hem de birlikte etkilerinin 2'den fazla anakütle ortalaması üzerindeki etkileri incelenebilmektedir. Lojistik regresyon, basit veya çoklu doğrusal regresyon varsayımlarının saęlanmadığı durumlarda kullanılabilen bir regresyon türüdür. Lojistik regresyon; baęımlı deęişkenin ikili, üçlü ya da sıralı olduęu durumlarda model kurabilir (Tabachnick ve Fidell, 2013). Çoklu regresyon, çoklu baęımsız veya açıklayıcı deęişkenlerin kullanımına izin veren basit regresyonun bir uzantısıdır (Richardson, 2012). Çoklu regresyon, bir sürekli baęımlı deęişken ile birkaç baęımsız deęişken veya tahminleyici arasındaki ilişkiyi arařtırmak için kullanılan bir tekniktir (Pallant,2016). Faktör analizi verilerin arasındaki korelasyon ilişkilerine bakarak birbirleri ile ilişkili verileri aynı küme ya da faktör altında toplar. Genelde ölçek geliştirme aşamalarında ya da geliştirilmiş bir ölçeğin doğruluęunu test etmek için faktör analizine başvurulur. Faktör analizi bu nedenle Açıklayıcı ve Doğrulayıcı faktör analizi olarak iki başlıkta incelenebilir. Açıklayıcı analiz; ölçek ifadeleri arasındaki gizli yapıyı tanımlama ve ölçüm aracı yapımı (Fabrigar ve Wegener, 2011), Doğrulayıcı analiz ise Sosyal Bilimler ve Davranıř Bilimlerinde yapı geçerlilięini test etmek için kullanılan önemli tekniklerdendir. Yapısal eřitlik modellemeleri (Structural Equation Modeling-SEM) ikinci nesil analiz teknikleridir.

SEM, gözlenen deęişkenler ve örtük deęişkenler arasındaki ilişkilerin ve korelasyon ilişkilerinin bir arada bulunduęu modellerin test edilmesi için kullanılan istatistiksel bir tekniktir (Dursun ve Kocagöz, 2010). SEM için iki farklı model bulunmaktadır. Bunlardan biri halen karmařık ilişkileri ortaya çıkartmak için çok kullanılıyor olan Kovaryans Tabanlı (Covariance Based-CB) SEM, bir dięeri yeni geliştirilmiş olan karmařık ilişkileri eş zamanlı olarak tahmin edebilen CB-SEM'in varsayımlarını aramayan Varyans Tabanlı Kısmi En Küçük

Kareler (Partial Least Square-PLS) SEM modelidir (Hair vd., 2017). Çalışma PLS-SEM üzerine kuruludur. Modelin kullanım alanları, sonuçların elde edilmesi ve yorumlanması hakkında bilgiler verilmiştir.

### **Kısmi En Küçük Kareler Yapısal Eşitlik Modellemesi (Pls-Sem)**

Yapısal Eşitlik Modellemesi (SEM) için iki farklı model bulunmaktadır. Bunlardan biri halen karmaşık ilişkileri ortaya çıkartmak için çok kullanılıyor olan kovaryans tabanlı (Covariance Based) SEM, bir diğeri yeni geliştirilmiş olan karmaşık ilişkileri eş zamanlı olarak tahmin edebilen CB-SEM'in varsayımlarını aramayan varyans tabanlı PLS-SEM modelidir (Hair vd., 2017). PLS modeli soyut olaylar arasındaki ilişkilerin ortaya konmasında ve yapının ortaya çıkartılmasında birleştirilmiş model yaklaşımını izler ve gizli değişkenleri ağırlıklı toplamlar olarak tahmin eder (Lohmöller, 1989). Her ne kadar geniş bir kullanım alanına sahip olsa da literatür incelendiğinde sınırlı sayıda uygulama ile karşılaşmaktadır ancak gün geçtikçe uygulama sayıları artmaktadır (Sharma vd., 2019). Literatür çalışmasında CB-SEM'in kullanıldığı hemen hemen her alanda PLS-SEM uygulamaları görülebilir. Uluslararası Yönetim, Pazarlama, Stratejik Yönetim, Örgütsel Yönetim, İnsan Kaynakları Yönetimi, İşletme Yönetimi, Muhasebe, Tedarik Zinciri, Turizm, Enerji, Marka algısı ve turumu, Müşteri ilişkileri yönetiminde, Örgüt iklimlerinin çalışanlar üzerindeki etkisinin belirlenmesi gibi pek çok alanda uygulama olanağı bulmuştur (Sosik vd., 2009; Richter vd., 2016; Do Valle ve Assaker, 2016; Hair vd., 2012a; Hair vd., 2012b, Wong, 2019; Nitzl, 2016; Kaufmann ve Gaeckler, 2015; Peng & Lai, 2012; Ali vd., 2018, Ringle vd., 2019, Yılmaz vd., 2019; Kılıç, 2019; Taşkın ve Raçlı, 2019; Kara, 2019). Aynı zamanda aile şirketlerinin yönetimi alanında (Sarstedt vd., 2014; Astrachan vd., 2014) PLS-SEM modelleri kullanılmıştır. Taşkın ve Taşkın (2018) çalışmalarında Çağrı merkezi hizmetlerinde müşteri beklentisi boyutlarının müşteri tatmini üzerindeki etkisinin, Taşkın ve Gülerhocaoglu (2018) mobil pazarlama uygulamalarına yönelik tüketici tutumlarının öncüllerinin etkisinin belirlenmesinde, Armağan vd. sağlık çalışanlarının mesleklerine karşı tutumlarının ölçülmesinde PLS-SEM modellemesini kullanmışlardır.

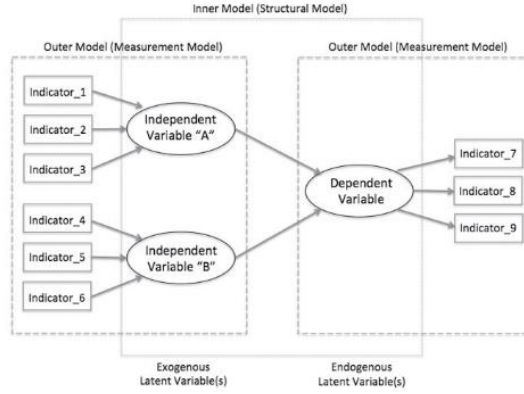
PLS-SEM ve CB-SEM birbirine rakip olarak geliştirilmemiştir. Dahası bu iki yöntem sonuçları birbiriyle kıyaslanın diye de geliştirilmemiştir. Her iki yöntem de rekabetten çok tamamlayıcı niteliktedir. Ancak birçok araştırmacı CB-SEM ve PLS-SEM modellemesi kullanırken model tahmin farklılıklarını karşılaştırmaya odaklanmaktadır ([www.smartpls.com](http://www.smartpls.com)).

PLS-SEM'in temelleri 1975 yılında Wold tarafından atılmıřtır. Oluřturulan model, Jöreskog'un (1973) Kovaryans tabanlı SEM'ine alternatif olarak görölmektedir (Hair vd., 2019). Birçok durumda arařtırmacılar, SEM'e en yaygın kullanılan yaklařım olan kovaryansa dayalı SEM'in (CB-SEM) dađılım varsayımları veya örnekleme büyüklüğü gibi zorlu gereksinimlerinin bazılarını yerine getirmekte zorlanmaktadır (Astrachan vd. 2014). Sharma vd. (2019) yaptıkları çalışmalarında geniř bir kullanım alanına sahip olan PLS-SEM'in hala sınırlı sayıda yayında kullanılır olduđunu ancak gün geçtikçe bu sayıların arttıđını söylemiřtir. Avantaj ve dezavantajları incelendiđinde PLS-SEM'in daha kullanılabilir olduđu söylenebilir. Çünkü PLS-SEM normal dađılım gibi varsayımlara sahip deđildir, küçük örnekleme boyutlarında dahi sonuç üretebilir, modeldeki faktörün tek bir ifadeden oluşması durumunda bile çalışabilir ve belki de en önemlisi hem Reflective hem de Formative yapıları açıklamada kullanılabilir.

Bir çalışmada CB-SEM kullanılmak isteniyor ise öncelikle verinin normal dađılıma sahip olması gerekir. Veri normal dađılıma sahip olmadığı durumlarda üzerinde işlemler yapılarak veri normal dađılıma dönüřtürülebilir. Ancak bu işlemde hata yapılması durumunda yanlış sonuçların ortaya çıkması muhtemeldir. Veri normal dađılıma uygun ise öncelikle Faktör analizi ile verinin uygun bir model olup olmadığı belirlenmeye çalışılır. Bu aşamada faktör yük deđeri göstermeyen ifadeler işlemde çıkartılır. Her hangi bir faktörün altında birden fazla ifadenin yer alması gerekirken bu sağlanamaz ise faktör, analizden çıkartılmalıdır. Ancak PLS-SEM bu durumlar için çözüm üretebilir. Ayrıca CB-SEM için mevcut olan gözlemlerin birbirlerinden bađımsız olması varsayımı da PLS-SEM için gerekli deđildir. Bu özelliklerinden dolayı PLS-SEM parametrik olmayan bir yöntemdir, eksik deđerler makul bir seviyenin altında olduđu sürece oldukça sağlamdır, metrik veri, yarı-metrik (sıralı) ölçekli veri ve ikili kodlanmış deđişkenlerle (belirli kısıtlamalarla) çalışır (Hair vd., 2014). PLS-SEM'in klasik SEM uygulamalarında hesaplanan uyum iyiliđi deđerleri yoktur (Hair vd., 2017). Kendine ait bazı uyum indeksi deđerlerine göre yorumlanabilir.

SEM modellerinde iki tür deđişken bulunur. Bunlardan biri olan Endogenous deđişkenler, tamamen sistemdeki diđer bađımsız deđişkenler tarafından belirlenen deđerlere sahiptir. Sistemdeki bađımsız deđişkenlere ise exogenous deđişken denilmektedir. Exogenous dışsal deđişkenlerdir ve modeldeki diđer deđişkenlerden etkilenmezler. SEM iç ve dış model olmak üzere iki farklı model sunar. İç model endogenous ve exogenous deđişkenler arasındaki iliřkiyi gösterirken, dış model gizil deđişkenler ve bunları gözlemlenebilir göstergelerini sunan modeldir. İç model yapısal modeli, dış model ise ölçüm modelini gösterir. Ölçüm modeli; yapı

ve ölçümler arasındaki ilişkiyi belirtir. İlişkinin yönü yapıdan ölçütlere doğru ise reflective ölçüm, ölçütten yapıya doğru ise formative ölçüm yapıyor demektir (Diamantopoulos vd., 2008). Eldeki veriye Doğrulayıcı Tetrad Analizi yapılarak hangi ölçüm modeline ait olduğu belirlenebilir. PLS-SEM'deki Doğrulayıcı Tetrad Analizi (Gudergan vd. 2008), formative ve reflektive ölçüm modelleri arasında ayırım yapılmasına izin verir



Şekil 1. PLS-SEM için İç ve Dış Model gösterimi (Kaynak: Wong; 2019).

PLS-SEM uygulaması Faktör analizi ile başlar ve aşağıda verilen referans değerlere göre elde edilen sonuçlar yorumlanabilir.

Tablo 2. PLS-SEM Faktör analizi sonuçlarının yorumları

DEĞER	Yorum
Faktör Yükleri (Outer Loadings)	İfadelerin faktör ile ne derecede ilgili olduğunu gösterir. %70'in üzerinde olması tercih edilir.
Gösterge Güvenilirliği (Indicator Reliability)	Faktör yüklerinin kareleri alınarak hesaplanır. %40'ın üzerinde olması kabul edilebilir bir değerdir.
Cronbach Alfa	Ölçüm modelinin içsel tutarlılığını gösterir. Katsayının %50'nin üzerinde olması durumunda ölçeğin içsel tutarlılığı yeterli seviyede denilebilir.
Rho_A Katsayısı	Veri tutarlılığını görebilmek için hesaplanan bir katsayıdır. %70'in üzerinde olması faktör öğelerinin güvenilir olduğunu gösterir.
Bileşik Güvenilirlik (Composite Reliability)	Model güvenilirliğini veren diğer bir katsayıdır. %70'in üzerinde olması tercih edilir.
Uyuşum geçerliliği (Convergent validity)	Uyuşum geçerliliği için modelin AVE (Average Variance Extracted) değerlerine bakılır. Değerlerin %50'nin üzerinde olması modelin uyuşum geçerliliğine sahip olması anlamına gelir.
R Kare	Faktörlerin (değişkenlerin) birbirlerini ne ölçüde açıkladığını gösterir. %26'nın üzeri kabul edilebilir bir değerdir.
T istatistiği	T değerleri her bir faktörü oluşturan göstergelerin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını gösterir. 1.96'dan büyük ise gösterge faktör için anlamlıdır.
VIF değerleri	Çoklu bağlantı probleminin varlığı hakkında bilgi veren bir katsayıdır. VIF değeri 10'dan büyük ise modelde çoklu bağlantı problemi vardır. Hair vd.

	2014'deki alıřmalarında 5'in üzerindeki VIF deęerleri iin oklu baęlantı problemi olduęunu sylemiřlerdir.
--	--

Kaynak: (Hulland, 1999; Wong, 2019; Nunnally, J. C., 1978; Ringle vd., 2017; Dijkstra ve Henseler, 2015; Bagozzi ve Yi, 1988; Alarc3n vd., 2015; Cohen, 2013).

PLS-SEM Yol analizi sonucu elde edilecek deęerlerden bazıları ve nasıl yorumlandıkları Tablo 3.'te verilmiřtir.

Tablo 3. PLS-SEM Yol analizi sonularının yorumlanması

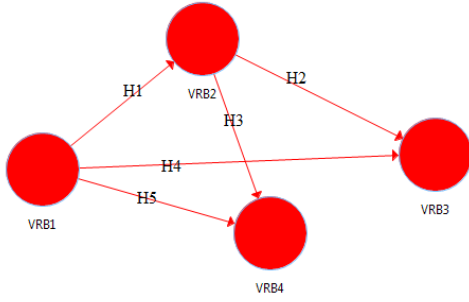
DEęER	Yorum
Ayrıřma Geerlilięi (Discriminant validity)	Bir deęiřkenin kendi ile karřılařtırılması durumunda elde edilir, bir deęiřkenin ayrıřma geerlilięi deęeri bulunduęu tablodaki tm stun ve satır deęerlerinden byk olmalıdır.
Q <sup>2</sup> deęeri	Gizli deęiřkenlerin tahmin edicilik deęerini verir. Q <sup>2</sup> deęeri 0.02 ile 0.14 aralıęında ise deęiřkenler arasında kk, 0.15 ile 0.34 aralıęında orta ve 0.35'ten byk ise byk tahmin edicilik olduęunu gsterir
Heterotrait-Monotrait Ratio	Ayrıřma geerlilięini kontrol etmenin yollarından biri de bu oranlardır. Oranın 0.85 veya 0.90'dan kk olması tercih edilir. AVE deęerlerinin karek3k alınarak da elde edilebilir.
SRMR	SRMR deęeri iin 0.08'in altındaki deęerler iyi uyum deęerleri olarak tanımlanırken SRMR deęerinin 0 olması mkemmel uyumu gsterir.
NFI	0.90'dan yksek olması modelin iyi uyumlu bir model olduęunu gsterir.
RMRtheta	RMSteta deęeri 0.12'den kk ise iyi uyum olarak yorumlanabilir
GoF deęeri	GoF deęerinin 0.36'dan byk olması iyi uyum gstergesidir.

Kaynak: Fornell and Larcker, 1981; Wong, 2019; Clark and Watson 1995; Kline, 2011; Gold et al. 2001; Hu ve Bentler, 1999; Hooper et al., 2008; Henseler et al., 2014; Tenenhaus vd. 2005.

## Uygulama

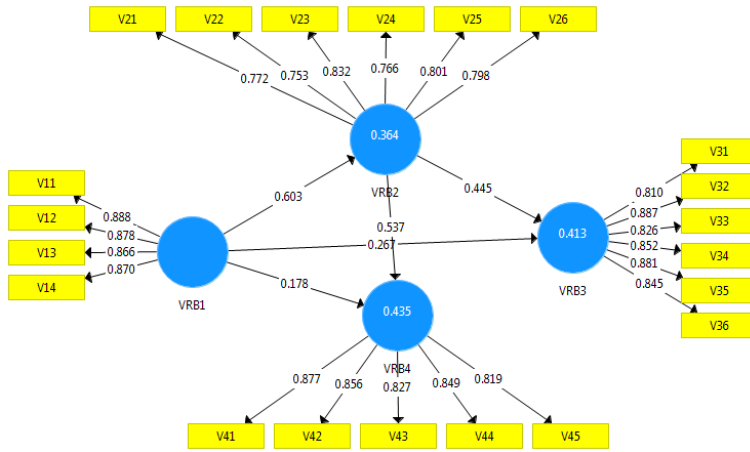
alıřmada kullanılabilmek iin hazır bir veri seti kullanılmıřtır. Bu veri seti üzerinde 4 deęiřken yer almaktadır ve ama PLS-SEM uygulamasında elde edilen sonuların nasıl yorumlandıęını ve ara deęiřken etkisinin nasıl hesaplandıęını anlatmaktadır. 3leęin yapısal geerlilięinin test edilmesinde Fakt3r Analizi kullanılmıřtır. Elde edilen verilerin Fakt3r analizi, PLS-SEM analizi ile Mediator etki analizleri Smart PLS 3.2 programında yapılmıřtır. Modelin i (inner) modeli Őekil 2'de, dıř (outer) modeli Őekil 3'de verilmiřtir. Model iin Reflective mi? Formative mi? olduęunu ortaya koyabilmek iin veri fakt3r analizine tabi tutulduktan sonra Confirmatory Tetrad Analizi yapılmıřtır. Tm CI low ve CI up deęerleri birbiriyle karřılařtırılmıř (-,+ ) yapılar g3zlenmiř ve modelin ierisinde reflective modeller olduęu g3zlenmiřtir. Analizler ve yorumlar reflective model yapısı zerinden verilmiřtir.





Şekil 2. PLS-SEM için İç Model

Şekil 2'ye bakıldığında dört adet değişken görülebilir. Şekil veri için iç modeli göstermektedir. Şekiller arasındaki oklar ilişkinin yönü hakkında bilgi vermektedir. Bu hali ile model öncelikle üzerindeki beş hipotezin test edilmesi için kullanılmıştır. Hipotezler uygulama kısmında verilmiştir.



Şekil 3. PLS-SEM için Dış Model

Şekil 3. verinin dış modelini göstermektedir. Belirlenmiş dört faktör şekilde verilen göstergelerden oluşmaktadır. Faktörler ile ifadeler arasındaki oklar üzerinde yazılı olan değerler faktör yüklerini göstermektedir ve bu değerler Tablo 2.'de verilmiştir. Faktörler arasındaki oklardaki değerler ise yol katsayılarını vermektedir. Faktör yuvarlaklarının içinde yazılı olanlar ise  $R^2$  değerleridir.

Tablo 2. Model Faktör analizi sonuçları

Latent Variable	Indicators	Outer Loadings	Indicator Reliability	Cronbach's Alpha	rho_A	Composite Reliability	(AVE)	R Square	T Statis.	VIF
VRB(1)	V11	0.888	0.789	0.889	0.902	0.929	0.766		20.384	2.908
	V12	0.878	0.771						14.783	2.871

	<b>V13</b>	0.866	0.750						21.290	2.275
	<b>V14</b>	0.870	0.757						16.733	2.471
<b>VRB(2)</b>	<b>V21</b>	0.772	0.596	<b>0.877</b>	<b>0.881</b>	<b>0.907</b>	<b>0.620</b>	<b>0.364</b>	16.579	1.792
	<b>V22</b>	0.753	0.567						13.370	1.831
	<b>V23</b>	0.832	0.692						21.442	2.237
	<b>V24</b>	0.766	0.587						13.256	1.880
	<b>V25</b>	0.801	0.642						14.527	2.116
	<b>V26</b>	0.798	0.637						19.348	1.931
<b>VRB(3)</b>	<b>V31</b>	0.811	0.658	<b>0.923</b>	<b>0.925</b>	<b>0.940</b>	<b>0.724</b>	<b>0.413</b>	15.168	2.145
	<b>V32</b>	0.866	0.750						20.062	3.444
	<b>V33</b>	0.826	0.682						13.869	2.654
	<b>V34</b>	0.852	0.726						16.716	2.814
	<b>V35</b>	0.881	0.658						18.039	3.129
	<b>V36</b>	0.844	0.712						21.156	2.637
<b>VRB(4)</b>	<b>V41</b>	0.878	0.771	<b>0.900</b>	<b>0.903</b>	<b>0.926</b>	<b>0.715</b>	<b>0.436</b>	21.589	2.737
	<b>V42</b>	0.854	0.729						14.448	2.581
	<b>V43</b>	0.828	0.686						16.943	2.162
	<b>V44</b>	0.850	0.723						18.740	2.383
	<b>V45</b>	0.818	0.669						17.082	2.103

Faktör yükleri, gösterge güvenilirliđi deđerini belirlemektedir ve yüklerin kareleri alındığında gösterge güvenilirliđi deđerleri elde edilir. 0.70'in üzerindeki faktör yükleri tercih edildiđi için faktör yükleri tüm ifadeler için uygundur. Gösterge güvenilirliđi deđerleri minimum kabul edilen 0.40 seviyesinden büyük olduđundan ölçeđin bireysel gösterge güvenilirlik deđerlerine sahip olduđu söylenebilir. Cronbach Alfa katsayısı içsel tutarlılıđı verir ve katsayının 0.50 ve üzeri olduđu ölçümler yeterli kabul edilmektedir. Modelin tüm Cronbach Alfa deđerleri 0.50'nin üzerindedir ve bu modelin içsel tutarlılıđa sahip olduđunu göstermektedir. Bileşik güvenilirlik deđerleri incelendiđinde tüm deđerlerin 0.70'in üzerinde olduđu görülebilir bu da modelin güvenilir bir model olduđunu gösterir. AVE deđerleri uyumu geçerliliđini vermektedir. Modelin uyumu geçerliliđi konusunda yeterli olduđunun söylenebilmesi için deđerlerin 0.50'nin üzerinde olması gerekir. Tablo 2. incelendiđinde

modelin uyumu geçerliliği kriterine sahip olduğu görülebilir. Faktörlerdeki ifadelerin güvenilir olup olmadığını gösteren rho\_A katsayıları tüm faktörler için 0.70'in üzerinde bulunmuştur. R<sup>2</sup> değeri değişkenlerin birbirlerini ne kadar açıkladığını gösterirken değerinin 0.26'dan büyük olması istenmekteydi. Tüm R<sup>2</sup> değerleri incelendiğinde istenen seviyenin üzerinde değerlere sahip oldukları görülebilir. Bu, değişkenlerin birbirini büyük çaplı etkilediğini gösterir. Çoklu bağlantı problemi için VIF değerleri de Tablo 2.'de verilmiştir. VIF değerleri 5'in altında olduğundan veri de çoklu bağlantı sorunu mevcut değildir. Tüm ifadelerin anlamlı olup olmadıklarının belirlenmesi için t testi sonuçları verilmiştir. Tüm t değerleri 1.96'dan büyüktür ve bu tüm ifadelerin istatistiksel olarak model için anlamlı olduğunu gösterir.

Veri yapısındaki Discriminant Validity değerleri de (Fornell ve Larcker, 1981)'in önerdiği gibi ait olduğu satır ve sütun değerleri içinde en büyük değerlerdir ve uygun bir yapıya sahiptir. Model ayrışma geçerliliği kriterlerine de uyum sağlamaktadır. Tablo 3.'te Fornell-Larcker kriterine göre ayrışma geçerliliği değerleri ve değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları verilmiştir.

Tablo 3. Değişkenler arası korelasyon, ayrışma geçerliliği ve uyum özeti değerleri

	Correlations				Discriminant Validity (Fornell-Larcker Criterion)				Heterotrait-Monotrait (HTMT) Ratios		
	VR1	VR2	VR3	VR4	VR1	VR2	VR3	VR4	VRB1	VRB2	VRB3
VR1	1				<b>0.875</b>						
VR2	0.603	1			0.603	<b>0.787</b>			0.678		
VR3	0.535	0.606	1		0.535	0.606	<b>0.851</b>		0.584	0.669	
VR4	0.502	0.645	0.628	1	0.502	0.645	0.628	<b>0.846</b>	0.554	0.715	0.689
RMSttheta : 0.141; SRMR: 0.043; Chi-Square: 514,346; GoF: 0.534; NFI: 0.882											

Heterotrait-Monotrait (HTMT) oranları incelendiğinde tüm değerlerin 0.85'ten küçük oldukları görülebilir. Yani HTMT oranına göre de modelin Ayrışma geçerliliği sağlanmıştır. Modelin (SRMR) değeri 0.043 olarak elde edilmiştir. Bu değer literatürdeki 0.08'den küçük olma kriterlerine sahiptir. NFI değerinin de 0.90'dan yüksek olması modelin iyi uyumlu bir model olduğunu göstermektedir ancak mevcut modelimiz için bu değer 0.882 olarak bulunmuştur. RMSttheta değeri (0.141) olarak bulunmuştur bu değer de referans değeri olan 0.12'den büyük çıkmıştır. Tenenhaus ve diğerleri tarafından önerilen GoF istatistiği değeri 0.534 olarak hesaplanmıştır. GoF değeri R karelerin ortalaması ile AVE'lerin ortalamasının geometrik ortalaması ile bulunur. Değerin 0.36'dan büyük olması modelin iyi uyuma sahip olduğu anlamına gelmektedir. Model bu değerler ile yorumlanıp iyi uyumlu bir model olduğu

belirlendikten sonra model üzerinden kurulan hipotezlerin testi yapılabilir. Çalışmada ařağıdaki hipotezler test edilmiřtir.

**H1:** VRB1'in VRB2 üzerinde olumlu bir etkisi vardır.

**H2:** VRB2'in VRB3 üzerinde olumlu bir etkisi vardır.

**H3:** VRB2'in VRB4 üzerinde olumlu bir etkisi vardır.

**H4:** VRB1'in VRB3 üzerinde olumlu bir etkisi vardır.

**H5:** VRB1'in VRB4 üzerinde olumlu bir etkisi vardır.

Tablo 4. Hipotezler için yol katsayıları ve test sonuçları

Hip.	Paths	Path Coefficients	T Statistics	P Values	Karar
H1	VR1 -> VR2	0.603	12,420	0,000	Kabul
H2	VR2 -> VR3	0.445	7,299	0,000	Kabul
H3	VR2 -> VR4	0.537	8,746	0,000	Kabul
H4	VR1 -> VR3	0.267	3,777	0,000	Kabul
H5	VR1 -> VR4	0.178	2,798	0,005	Kabul

Tablo 4.'te Path model sonuçları verilmiřtir. Bu model kurulan iliřkilerin model tarafından da desteklenip desteklenmediğini gösterir. Her bir hipotez için Path Coefficient deęerlerine ait T statistics deęerleri %95 güven seviyesine ait T tablo deęeri olan 1.96'dan büyüktür. Ayrıca yine tüm hipotezler için Path Coefficient deęerlerinin P value deęerlerinin de 0.05'ten küçük olması tüm hipotezlerin desteklendięi sonucunu ortaya çıkartır.

PLS ile kurulmuř modelde deęiřkenler arasındaki Mediatör etki de test edilebilir. Bunun için ařağıdaki hipotezler kurulmuř ve nasıl test sonuçları alındığı anlatılmıřtır.

**H6:** VRB2 deęiřkeni VRB1 ve VRB3 arasındaki iliřkide mediatör etkiye sahiptir.

**H7:** VRB2 deęiřkeni VRB1 ile VRB4 arasındaki iliřkide mediatör etkiye sahiptir.

Tablo 5. Mediatör etki sonuçları

Hip.	Paths	Path Coef. (a)	Path Coef. (b)	Path Coef. (c)	T.Ind. Effect (a)*(b)	Total Effect (a*b+c)	P Values	VAF	Karar
H6	VRB1->VRB2 ->VRB3	0.603	0.445	0.267	0.268	0.535	0.000	0.50	Kabul/Kısmi
H7	VRB1->VRB2 ->VRB4	0.603	0.537	0.178	0.324	0.502	0.000	0.65	Kabul/Kısmi

Uygulamanın son kısmında VRB2'nin mediator etkisi araştırılmıştır. H6 ve H7 hipotezlerinin testi için SmartPLS 3.2. programından alınan Path Coef. değerleri kullanılmıştır. (a) ilk değişken ile ikinci değişken arasındaki Path değeri iken, (b) ikinci değişken ile üçüncü değişken arasındaki Path katsayısıdır. Mediator etki incelenmesinde Nitzl ve Hirsch (2016)'ın önerdiği yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemi kullanabilmek için öncelikle VAF değerleri hesaplanmıştır. VAF değeri hesaplanırken;  $VAF = \frac{a*b}{a*b+c}$  denklemi kullanılmıştır. c' değeri VRB1 ile VRB3 arasındaki Path Coefficient değeridir. Aynı zamanda toplam etki (a\*b+c) ile bulunmaktadır. Bu nedenle sadece toplam etki sütununa bakmak yeterlidir. H6 için VAF değeri;  $VAF = \frac{0.268}{0.535} = 0.50$  olarak hesaplanmıştır. VAF değeri dolaylı etki ile toplam etkinin oranını hesaplamak için kullanılır (Nitzl ve Hirsch, 2016). VAF değerleri %20'nin altında ise sıfır mediator etkiden bahsedilirken %20-%80 arası VAF değeri kısmi, %80'den fazla ise tam mediator etki anlamına gelir (Hair vd., 2016). Tablo 5. incelendiğinde H6 ve H7 hipotezlerinin kabul edildiği görülebilir. VBR2 her iki hipotez için de kısmi mediatör etkiye sahiptir.

## **Sonuç**

Çalışmada, ikinci nesil teknikler içerisinde gösterilen ve son yıllarda çok miktarda araştırma içinde uygulama olanağı bulunan Kısmi En Küçük Kareler Yapısal Eşitlik Modellemesi (PLS-SEM) hakkında bazı bilgilere yer verilmiştir. Bu modeller parametrik test varsayımları aramadığı, küçük örnekler ile çalışabildiği ve hem Formative hem Reflective modellerde kullanılabilirdiği için Kovaryans Tabanlı CB-SEM'in kullanıldığı hemen hemen her alanda kullanılmaya başlanmıştır. Literatür incelendiğinde elde edilen sonuçların bu şekilde ayrıntılı yorumlandığı başka bir kaynağa rastlanmadığı için bu konuda bir çalışma yapmak tercih edilmiştir. Modelin uygulanabilmesi için SmartPLS 3.2 kullanılmıştır. Program 30 günlük deneme sürümü indirilerek ayrıntılı incelenebilir. Bu modeller ile işlem yaparken uygun olmayan değişkenlerin ya da tam açıklanamayan gizli değişkenlerin bulunması ve analizden çıkartılması çok kolaydır. PLS-SEM ile yol analizi yapılmadan önce model için faktör analizi yapılmalı ve model uygun bir model ise SEM uygulamasına geçilmesi gerekir. Gelecek çalışmalarda gerçek firma veya piyasa verileri kullanılarak PLS-SEM uygulaması yapılacaktır.

## **Kaynaklar**

Alarcón, D., Sánchez, J. A., & De Olavide, U. (2015, October). Assessing convergent and discriminant validity in the ADHD-R IV rating scale: User-written commands for Average

Variance Extracted (AVE), Composite Reliability (CR), and Heterotrait-Monotrait ratio of correlations (HTMT). In Spanish STATA Meeting (pp. 1-39).

Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Ryu, K. (2018). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1), 514-538.

Armađan, C., Armađan, K., Baysal, M., & Öztekin, M. S. (2018) Sađlık alıřanlarının Mesleklerine Karřı Tutumlarını Etkileyen Faktörlerin SEM (PLS) Yöntemi ile Deđerlendirilmesi: Yerel Bir Yaklařım. In *Congress Chairman* (p. 307).

Astrachan, C. B., Patel, V. K., & Wanzenried, G. (2014). A comparative study of CB-SEM and PLS-SEM for theory development in family firm research. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 116-128.

Astrachan, C. B., Patel, V. K., & Wanzenried, G. (2014). A comparative study of CB-SEM and PLS-SEM for theory development in family firm research. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 116-128..

Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94.

Bynen, E. J. (2012). *Cluster analysis: Survey and evaluation of techniques* (Vol. 1). Springer Science & Business Media.

Can, A. (2014). SPSS ile bilimsel arařtırma sürecinde nicel veri analizi. 3. Baskı. Pegem Akademi.

Clark, L. A., & Watson, D. (1995). Constructing validity: Basic issues in objective scale development. *Psychological assessment*, 7(3), 309.

Cohen, J. (2013). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Routledge.

De Leeuw, J. (2000) Multidimensional scaling in *Handbook of Statistics*, Amsterdam, The Netherlands:Elsevier, vol. 31, pp. 285-316.

Diamantopoulos, A., Riefler, P., & Roth, K. P. (2008). Advancing formative measurement models. *Journal of business research*, 61(12), 1203-1218.

- Dijkstra, T. K., & Henseler, J. (2015). Consistent partial least squares path modeling. *MIS quarterly= Management information systems quarterly*, 39(2), 297-316.
- Do Valle, P.O. and Assaker, G. (2016), “Using partial least squares structural equation modeling in tourism research: a review of past research and recommendations for future applications”, *Journal of Travel Research*, Vol. 55 No. 6, pp. 695-708.
- Dursun, Y., & Kocagöz, E. (2010). Yapısal Eşitlik Modellemesi Ve Regresyon: Karşılaştırmalı Bir Analiz. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (35), 1-17.
- Fabrigar, L. R., & Wegener, D. T. (2011). *Exploratory factor analysis*. Oxford University Press.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Structural equation models with unobservable variables and measurement error: Algebra and statistics.
- Goh E. & Hui M., (2019). *Learn R for Applied Statistics With Data Visualizations, Regressions, and Statistics*, Business Media New York.
- Gold, A. H., Malhotra, A., & Segars, A. H. (2001). Knowledge management: An organizational capabilities perspective. *Journal of management information systems*, 18(1), 185-214.
- Gudergan, S. P., Ringle, C. M., Wende, S., and Will, A. (2008). Confirmatory Tetrad Analysis in PLS Path Modeling, *Journal of Business Research*, 61(12): 1238-1249.
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. 2.nd ed. Sage publications.
- Hair, J. F., Henseler, J., Dijkstra, T. K., & Sarstedt, M. (2014). Common beliefs and reality about partial least squares: comments on Rönkkö and Evermann.
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24.
- Hair, J.F., Sarstedt, M., Pieper, T.M. and Ringle, C.M. (2012a), “The use of partial least squares structural equation modeling in strategic management research: a review of past practices and recommendations for future applications”, *Long Range Planning*, Vol. 45, pp. 320-340.

- Hair, J.F., Sarstedt, M., Ringle, C.M. and Mena, J.A. (2012b), "An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research", *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 40, pp. 414-433.
- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008). *Structural Equation Modelling: Guidelines for Determining Model Fit*. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60.
- Hu, L.T. and Bentler, P.M. (1999), "Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria Versus New Alternatives," *Structural Equation Modeling*, 6 (1), 1-55.
- Hulland, J. (1999). Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies. *Strategic management journal*, 20(2), 195-204.
- Jöreskog, Karl G. "A General Method for Estimating a Linear Structural Equation System", In A.S. Goldberger and O.D. Duncan (Ed.). *Structural Equation Models in the Social Sciences*. New York: Academic Pres, 1973, ss. 85-112.
- Kara, A. (2019). *Etik İklimin İřten Ayrılma Niyeti ile İliřkisinde Algılanan Örgütsel Desteęin Aracı Rolü* (Master's thesis, Sosyal Bilimler Enstitüsü).
- Kaufmann L and Gaeckler J. (2015) A Structured Review of Partial Least Squares in Supply Chain Management Research. *Journal of Purchasing and Supply Management* 21(4): 259–272.
- Kılıç, S. İ. (2019). *Marka Krizi Çerçevesinde Çevre Bilinci, Marka Güveni, Marka Duygusu, Olumsuz Bilgiye Karşı Direnç Ve Tekrar Satın Alma Niyetinin İncelenmesi* (Master's Thesis, Sosyal Bilimler Enstitüsü).
- Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling*. New York: Guilford Press. Teo, T. S. H.,
- Kruskal, J. B., & Wish, M. (1978). *Multidimensional Scaling*. Sage University Papers Series. Quantitative Applications in the Social Sciences. Sage Publications, Inc.



- Nitzl C, Roldán JL and Cepeda Carrión G. (2016) Mediation Analysis in Partial Least Squares Path Modeling: Helping Researchers Discuss More Sophisticated Models. *Industrial Management & Data Systems* 119(9): 1849-1864.
- Nunnaly, J. (1978). *Psychometric theory*. New York: McGraw-Hill.
- Page, M. , Braver, S. L., & MacKinnon, D. P., (2003). *Levine's guide to SPSS for analysis of variance*. Psychology Press.
- Pallant, J. (2016). *SPSS survival manual*. 6. Baskı. McGraw-Hill Education (UK).
- Peng DX and Lai F. (2012) Using Partial Least Squares in Operations Management Research: A Practical Guideline and Summary of Past Research. *Journal of Operations Management* 30(6): 467–480.
- Richardson, R. (2012). *Business applications of multiple regression*. Second Edition. Business expert press.
- Richter, N.F., Sinkovics, R.R., Ringle, C.M. and Schlägel, C. (2016), “A critical look at the use of SEM in international business research”, *International Marketing Review*, Vol. 33, pp. 376-404.
- Ringle CM, Sarstedt M, Mitchell R, et al. (2019) Partial Least Squares Structural Equation Modeling in HRM Research. *The International Journal of Human Resource Management* forthcoming.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., Smith, D., Reams, R., & Hair Jr, J. F. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 105-115.
- Sharma, P. N., Shmueli, G., Sarstedt, M., Danks, N., & Ray, S. (2019). Prediction-oriented model selection in partial least squares path modeling. *Decision Sciences*.
- Shaw P J A (2003). *Multivariate Statistics for the Environmental Sciences*. Hodder Arnold, New York.

- Sosik JJ, Kahai SS and Piovoso MJ. (2009) Silver bullet or voodoo statistics? A primer for using the partial least squares data analytic technique in group and organization research. *Group & Organization Management* 34(1): 5-36
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2013). *Using multivariate statistics*, 6th edn Boston. Ma: Pearson.
- Tařkın D., & Tařkın, Ç. (2018). Çaęrı Merkezi Hizmetlerinde Müřteri Beklentisi Boyutlarının Müřteri Tatmini Üzerindeki Etkisinin PLS-Sem İle Ölçümü. *Journal Of Business Research Turk*, 10(1), 465-481.
- Tařkın, Ç., & Gülerhocaoęlu, T. (2018). Mobil Pazarlama Uygulamalarına Yönelik Tüketici Tutumlarının Öncüllerinin Etkisinin Pls-Sem İle Arařtırılması. *Uludaę Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 37(1), 29-51.
- Tařkın, Ç., & Raçlı, S. (2019). Kargo Hizmetlerinde Őikâyet Etme Niyeti Ve Öncülleri Arasındaki İliřkilerin Pls-Sem İle Arařtırılması. *Uludaę Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(37), 835-864.
- Wold H (1975). Perspectives in Probability and Statistics. In Gani J (ed). *Soft modeling by latent variables: the nonlinear iterative partial least squares approach*. London, UK: Academic Press. p. 520–540.
- Wong, K. K. K. (2019). Mastering partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) with Smartpls in 38 hours. *iUniverse*.
- Yılmaz, V., Can, Y., & Aras, N. (2019). Kısmi En Küçük Kareler Yapısal Eřitlik Modellemesiyle (PLS-YEM) Nükleer ve Yenilenebilir Enerjiye İliřkin Tutumların Arařtırılması. *Alphanumeric Journal*, 7(1), 87-102.