

BAYES YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ: KAVRAMLAR VE GENEL BAKIŞ

Nurcan Alkış

Öğrt. Gör. Dr., Başkent Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fak.,
Teknoloji ve Bilgi Yönetimi nalkis@baskent.edu.tr

ÖZET

Yapısal Eşitlik Modellemesi teoriye dayanan ve değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri tahmin etmeye yarayan istatistiksel bir yöntemdir. Bu yöntem, siyaset bilimi, ekonomi, yönetim, pazarlama, psikoloji, sosyoloji, eğitim ve sağlık gibi birçok alanda teorileri doğrulamak için kullanılmaktadır. Kısmi en küçük kareler ve en büyük olasılık yapısal eşitlik modellemesinde en yaygın uygulanan tahminleme yöntemleridir. Son dönemlerde bu iki yönteme ek olarak Bayes yaklaşımı ile yapısal eşitlik modellemesi uygulamaları da yaygınlaşmaktadır. Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesi bu iki yaklaşımın normal dağılım, kayıp veri ve örneklem boyutu gibi kısıtları ile başa çıkmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu çalışmada Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesine genel hatları ile bakılarak bu yöntemin temel kavramları anlatılmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Yapısal Eşitlik Modellemesi, Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesi, Bayes Yaklaşımı.

BAYESIAN STRUCTURAL EQUATION MODELING: CONCEPTS AND A GENERAL OVERVIEW

ABSTRACT

Structural Equation Modeling is a theory driven statistical method and used to predict the casual relationships between variables. This method is used to validate theories in manyfieldssuch as political sciences, economy, marketing, psychology, sociology, education and health. Partial Least Square and Maximum Likelihood are the two common estimation methods used in Structural Equation Modeling. In addition to these two methods, Structural Equation Modeling applications with Bayesian estimation have become popular recently. Bayesian Structural Equation Modeling is used to overcome the assumptions of these two approaches including normal distribution, missing data and sample size. In this study, Bayesian Structural Equation Modeling is generally overviewed and its main concepts are represented.

Keywords: Structural Equation Modeling, Bayesian Structural Equation Modeling, Bayesian Approach.

1. GİRİŞ

Birçok alanda gerçekleştirilen bilimsel arařtırmalarda teoriler deęişkenler arasındaki nedensel ilişkilere dayanan hipotezler öne sürülerek oluşturulmaktadır. Özellikle sosyal bilimler, eğitim bilimleri ya da davranış bilimleri gibi alanlarda hipotezler deęişkenler arasındaki ilişkilere dayanmaktadır(Kelloway, 1998, s.5). Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) (Structural Equation Modeling) bilimsel arařtırmalardaki hipotezleri test etmek için, deęişkenler arasındaki ilişkileri analiz eden istatistiksel bir yöntemdir (Hoyle, 1995, s.1). YEM gizli deęişkenler ile gözlenen deęişkenler arasındaki nedensel ilişkileri modeller aracılığı ile test etmek için kullanılmaktadır. YEM'in amacı teorik modelin veri ile desteklenip desteklenmediğini ya da modelin veriye uyup uymadığını belirlemektir. YEM çalışmaları genellikle teoriye dayanmaktadır.

YEM genellikle davranış bilimlerinde kullanılmakta olup (Gefen, Straub, & Boudreau, 2000, s.6) kullanım alanı eğitim bilimleri, pazarlama gibi dięer bilimsel alanları da kapsamaktadır. YEM analizin sıkça kullanılmasının sebebi, geleneksel regresyon analizinden farklı olarak, ölçüm hatalarını, dikkate almasıdır; bu nedenle regresyon analizinden daha doğru sonuçlar verdiği düşünölmektedir (Bayram, 2010, s.1).

YEM analizini birinci nesil ve ikinci nesil YEM olarak gruplayabiliriz (Kaplan & Depaoli, 2012, s.650). Birinci nesil YEM analizinde farklı yaklaşımlar vardır. Her yaklaşımın varsayımları ve kısıtları deęişiklik gösterebilmektedir. Kısmi en küçük kareler (partial Least Squares) ve en büyük olabilirlik (Maximum Likelihood) YEM çalışmalarında sıkça rastlanan yaklaşımlardır. Kısmi en küçük kareler tabanlı YEM ile en büyük olabilirlik tabanlı YEM varsayımları, tahminleme yöntemleri, uygulanan analiz programları açısından farklılık göstermektedirler. YEM çalışmalarının artması, veri setlerinin farklılaşması gibi nedenlerden YEM'de tahminleme yöntemleri de gelişmektedir. İkinci nesil YEM analiz yaklaşımları kullanılmaya başlanmıştır. İkinci nesil YEM'e geçiş, birinci nesil YEM analizlerinin normalite kayıp veri gibi varsayımları ile başa çıkmaktır. İkinci nesil YEM'de Bayes teoremine dayanan analizler gerçekleştirilmektedir. Bayes teoremine dayananYapısal Eşitlik Modellemesi (BYEM) YEM'in genel iki yaklaşımının kısıtlarını aşmak için kullanılmaktadır. Bu çalışmada geleneksel

Yapısal Eşitlik Modellemesi ile ilgili genel yaklaşımlar anlatılarak, YEM'e alternatif bir bakış olan Bayes yaklaşımı ve ilgili kavramlar tanıtılmaktadır.

2. YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ

Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesine geçmeden önce Yapısal Eşitlik Modellemesi hatırlamakta fayda olacaktır. Yapısal eşitlik modellemesi (YEM) nedensel ilişkileri test etmek, tahmin etmek ve yapısal teorilerin doğrulanmasında kullanılan bir istatistiksel yaklaşımdır (Hoyle, 1995, s1; Lee, 2007, s.1). Standart YEM uygulaması temel olarak iki modelden oluşur: Ölçüm Modeli ve Yapısal Model. Ölçüm modeli örtük değişkenlerin, gözlenen değişkenler ile tahmin edildiği modeldir. Ölçüm modeli örtük değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki ilişkileri gösterir. Yapısal model ise örtük değişkenler arasındaki ilişkilerin değerlendirildiği modeldir. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri gösterir. Doğrulayıcı faktör analizi modellerinde ölçüm modeli kullanılırken, yol analizinde yapısal modeller kullanılmaktadır. YEM nedensel ilişkilerin yapısal denklemler ile ifade edilmesini sağlamaktadır.

YEM modelleri oluşturulurken 5 temel aşama gerçekleştirilir:

1. *Model Belirleme (Model Specification)*: Model belirleme YEM'in ana kısımlarından biridir. Tahmin edilecek olan modelin önerilmesidir (Hoyle, 1995, s.2). Model belirleme, sunulacak model kökenlerini literatürden alır ve ilgili alandaki değişkenler arasındaki ilişkinin sebeplerini açıklamayı amaçlamaktadır (Kelloway, 1998, s.7). Modeller grafik/şema olarak gösterilmektedir. Bu aşamada modelde hangi değişkenlerin yer alacağı, bu değişkenler arasındaki olası ilişkiler belirlenmektedir.
2. *Model Tanımlama (Model Identification)*: Model tanımlama model çözümünün eşsizliği ile ilgilidir (Kelloway, 1998, s.14). Bu aşamada modelin tanımlanıp tanımlanmadığı belirlenmektedir. Modelin tanımlanması bilinmeyen parametrelerin varyans ya da kovaryans olarak ifade edilebilmesi ile gerçekleştirilmektedir (Albright & Park, 2009, s.4).

3. *Model Tahminleme (Model Estimation)*: Model belirlendikten sonra gözlenen değişkenlerden bağımsız parametrelerin tahmini gerçekleştirilmektedir. Tahminleme için kısmi en küçük kareler, en büyük olabilirlik ve genellenmiş küçük kareler gibi farklı yöntemler mevcuttur(Hoyle, 1995, s.5).
4. *Model Uyumu (Model Fit)*: Modelin veriye ne kadar uyduğu belirlenmektedir. Modelin veriye uyumunu test etmek için birçok test mevcuttur. χ^2 uyum derecesini belirleyen klasik yöntemlerden biridir (Albright & Park, 2009, s.5). Yaklaşık hataların ortalama karekökü(root mean square error of approximation (RMSEA)), Uyum İyiliği (Goddness of Fit- GFI) diğer bir uyum derecesi ölçümleridir.
5. *Model Değiştirme (Model Respecification)*: Bu aşamada model yeni ilişkiler eklenerek, ya da anlamlı olmayan ilişkiler çıkarılarak değiştirilir(Kelloway, 1998, s.20).

YEM, kovaryans tabanlı YEM (en büyük olabilirlik yaklaşımı) ve komponent tabanlı YEM (kısmi en küçük kareler tabanlı YEM) olmak üzere iki temel yaklaşıma sahiptir. YEM' in bu iki yaklaşımı amaçları, varsayımları ve model uyumu istatistikleri açısından farklılık göstermektedir (Chin, 1998, s.vii; Gefen ve diğerleri, 2000, s.24).

Kısmi en küçük kareler tabanlı (komponent tabanlı) YEM: YEM'in bu yaklaşımı doğrusal regresyon analizi ile aynıdır. Bu yaklaşımda model Varyans (R²) ve anlamlı t değerleri ile açıklanmaya çalışılmaktadır. Bu yöntem boş hipotezi kabul etmez. YEM'in bu yaklaşımında iki model oluşturulmaktadır. Birinci modelde örtük değişkenler arasındaki ilişkiler test edilirken, ikinci modelde örtük değişkenler ile ilgili gözlenen değişkenler arasındaki ilişki belirlenmektedir (Henseler, Ringle, & Sinkovics, 2009, s.298). Kısmi en küçük kareler tabanlı YEM SmartPLS, PLS-PC, PLS Graph gibi programlar ile gerçekleştirilmektedir.En büyük olabilirlik yaklaşımlı YEM gibi bu yöntemde de verinin normal dağılımda olması gerekmektedir, ancak YEM'in bu yaklaşımının örneklem boyutu varsayımına bakıldığı zaman Kovaryans tabanlı YEM'e göre ile daha küçük örneklem için uygun olduğu söylenmektedir (Henseler ve diğerleri, 2009, s.292).

Kovaryans tabanlı YEM (En Büyük Olabilirlik Yaklaşımı): Kovaryans tabanlı YEM yaklaşımı, kısmi en küçük kareler tabanlı YEM yaklaşımından farklı olarak boş hipotezin anlamsız olduğu göstermeyi amaçlamaktadır (Gefen et al., 2000, s.9). Kovaryans tabanlı YEM’de önerilen modelin kovaryans yapı uyumu ile en iyi kovaryans yapı uyumu karşılaştırılmaktadır. Kovaryans tabanlı YEM LISREL, EQS, AMOS, SEPATH, RAMONA, MX, CALIS gibi programlar aracılığı ile gerçekleştirilir. En büyük olabilirlik yaklaşımı ile YEM analizi gerçekleştirebilmek için büyük örneklem boyutu, devamlı değişken ve çok değişkenli normalite gibi varsayımlar vardır.

YEM araştırma, siyaset bilimi, ekonomi, yönetim, pazarlama, psikoloji, sosyoloji, eğitim ve sağlık gibi birçok farklı alanda kullanılmaktadır. Tabii YEM’in uygulama alanları bunlarda sınırlı değildir. YEM’in bu kadar yaygın kullanılmasının sebebi olarak YEM uygulamalarının regresyon gibi uygulamalar ile karşılaştırıldığı zaman birçok avantaj sağladığı gösterilmektedir. Bu avantajlar birden fazla öngörücü değişkenler arasındaki ilişkilere olanak sağlaması, gizli değişkenlerin oluşturulması, gözlenen değişkenler için ölçüm hatalarını modellenmesini içermektedir (Chin, 1998, s. vii).

3. BAYES TEOREMİ

Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesinin (BYEM) detaylarına inmeden önce Bayes Teoremini hatırlatmakta fayda vardır, çünkü BYEM analizinde sonsal dağılımların oluşturulması Bayes Teoremine dayanmaktadır (Muthén & Asparouhov, 2011, s.7). Bayes Teoremi bir olayın olma olasılığının ek bilgiler ile nasıl değiştiğini gösteren teoremdir. Yani koşullu olasılıklar ile marjinal olasılıklar arasındaki ilişkiyi gösterir. Bayes Teoreminde A ve B olaylarının olasılıkları P(A) ve P(B) olarak varsayılırsa, A ve B'nin beraber gerçekleşmesinin ihtimali koşullu ve marjinal olasılıklarla şu şekilde ifade edilebilmektedir:

$$P(A,B)= P(A\setminus B)P(B)= P(B\setminus A)P(A) \quad (1)$$

Her iki tarafı da P(A)'ya (A'nın gerçekleşme ihtimali) bölüldüğünde aşağıdaki Bayes Teorem elde edilmektedir.

Bayes Teorem:

$$P(B\setminus A)= \frac{P(A\setminus B)P(B)}{P(A)} \quad (2)$$

Bayes Teoreminde, $P(B|A)$ ile A 'nın gerçekleştiği durumda B 'nin gerçekleşme olasılığı (A için B 'nin koşullu olasılığı), $P(A|B)$ ile B 'nin gerçekleştiği durumda A 'nın gerçekleşme olasılığı (B için A 'nın koşullu olasılığı), $P(B)$ ile B 'nin gerçekleşme olasılığı ve $P(A)$ ile A 'nın gerçekleşme olasılığı ifade edilmektedir. Bayes teoremi özetle A 'nın gözlemlendiği durumda B 'nin gerçekleşme olasılığını açıklamaktadır.

Bayes Teoremi modellemeye uyarlanacak olursa A 'nın yerine veri, B 'nin yerine de parametreler konulduğunda denklem şu şekilde düzenlenebilmektedir, model parametrelerinin sonsal dağılımına (posterior distribution) p diyelim (Muthén & Asparouhov, 2011, s.8):

$$P = \frac{\text{parametreler} \setminus \text{veri}(3)}{\frac{\text{veri} \setminus \text{parametreler} \times \text{parametreler}}{\text{veri}}} \quad (4)$$

$$= \frac{\text{olasılık} \times \text{önselbilgi}}{\text{veri}} \quad (5)$$

$$\propto \text{olasılık} \times \text{önselbilgi} \quad (6)$$

şeklinde ifade edilir. Burada \propto orantılı olma anlamına gelmektedir ve verinin parametreleri içermediğini tanımlar. Bayes analizinin en önemli kısmı önsel dağılımdır (prior distribution) ve önsel bilgiler (priors) veri hakkındaki olası parametreleri yansıtır (Muthén & Asparouhov, 2011, s.8). Sonsal dağılım (posterior distribution) model parametreleri hakkındaki çıkarımları vermektedir ki modellemede amaç bilinmeyen model parametrelerini açıklayabilmektir.

4. BAYES YAPISAL EŞİTLİK MODELLEMESİ

Bayes yaklaşımı Doğrulayıcı Faktör Analizi ve Yapısal Eşitlik Modellenmesine yeni bir yaklaşımdır ve Bayes Yapısal Eşitlik Modellemesi (BYEM) geleneksel YEM uygulamalarına alternatif bir yöntem olarak kullanılmaktadır. İkinci nesil YEM olarak ta kabul edilmektedir (Kaplan & Depaoli, 2012, s.650). İkinci nesil YEM analizinde kategorik veri, kayıp veri, örneklem boyutu gibi kısıtları aşmak amaçlanmaktadır. BYEM araştırmacıların teorilerini ve önsel inanışlarını yansıtan bir analiz sağlamayı amaçlamaktadır (Muthén & Asparouhov, 2011, s.8). Model parametrelerinin sonsal dağılımlarının tahmin edilmesi BYEM ile mümkündür. BYEM özellikle küçük örneklem boyutlarında etkili bir analiz yöntemidir. Model parametrelerinin

dağılımı veriden önce önsel bilgi ile görülmekte ve daha sonra veri ile sağlanan bilgi ile birleştirilmektedir. Bu birleştirme, Bayes Teoremi ile gerçekleştirilmektedir. Analiz sonucunda, model parametreleri için sonsal dağılım elde edilmektedir. Sonsal dağılım ise, model parametrelerinin ön bilgisi ve veriden elde edilen bilginin birleştirilmiş halidir (Arbuckle, 2012, s.385). Sonsal dağılım parametreler hakkındaki çıkarımları vermektedir.

BYEM analizi gerçekleştirilmeden önce önsel bilgilerin tanımlanmasını gerektirmektedir. BYEM'in diğer YEM uygulamalarından farkı olarak model parametreleri için önsel bilgilerin tanımlanması gösterilebilir. Model parametrelerinin önsel dağılımları analizden önce her bir model parametresi için tanımlanmaktadır. Önsel bilgi önemlidir, çünkü model çıkarımı model parametrelerinin sonsal dağılımına ve sonsal dağılım ise önsel dağılımlara dayanmaktadır. Önsel bilgi belirsiz (non-informative) yada bilgi verici (informative) olabilir. Belirsiz önsel bilgiler model parametreleri hakkında yeterli bilgi olmadığı durumlarda kullanılır Belirsiz önsel bilgiler genellikle belli değerler aralığında uniform dağılım olarak tanımlanmaktadır (Kaplan & Depaoli, 2012, s. 652). Eğer dağılımın şekli ve ölçeği hakkında yeterli bilgi var ise, bu bilgi verici önsel bilgi olarak tanımlanmaktadır (Hoyle, 2012, s.652; Kaplan & Depaoli, 2012, s. 652). BYEM analizinde daha önce yapılan çalışmalar ve model bilgileri değerli ön bilgiler olarak kullanılabilir.

BYEM analizinin geleneksel YEM uygulamalarının varsayımlarını elemek için var olduğu düşünülebilir (Kaplan & Depaoli, 2012, s.650 ; Lee, 2007, s.421).BYEM, Geleneksel YEM uygulamalarından farklı olarak Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemlerine dayanmaktadır (Muthén & Asparouhov, 2011, s.4). MCMC Yönteminde, Markov zincirleri ile önceki örneklem grupları kullanılarak yeni örneklem grubu oluşturulmaktadır (Dunson, Palomo, & Bollen, 2005, s.4). MCMC bir çeşit yükleme mekanizması gibidir ve sonsal dağılımın şeklini tahmin etmek için kullanılmaktadır. MCMC'nin avantajı veride normaliteye ihtiyaç duymamasıdır, bu nedenle küçük örneklem grupları ile uygulamaya olanak sağlamaktadır. BYEM analizinde oluşturulan modellerin değerlendirilmesi ve karşılaştırılması model yakınsaması ve model uyumu ile gerçekleştirilmektedir.

Model yakınsaması (Model Convergence): BYEM analizinde model yakınsaması Gelman-Rubin yakınsaması istatistikleri ile kontrol edilmektedir

(Arbuckle, 2012, s.397; Gelman, Carlin, Stern, & Rubin, 2004, s.281). Yakınsama istatistikleri (Convergence Statistics (C.S)) olarak ta ifade edilmektedir. Model yakınsaması için C.S. değeri 1.002'den küçük olmalıdır. 1.000 değeri en iyi model yakınsamasını ifade ederken, 1.10'dan küçük değerler model yakınsaması için yeterli değerler olarak kabul edilmektedir(Gelman ve diğerleri, 2004).

Model Uyumu (Model Fit): BYEM analizinde, model uyumu basitçe sonsal kestirimci p değeri ile değerlendirilir (David Kaplan & Depaoli, 2013, s.654). 0.5 civarındaki p değerleri en iyi model veri uyumunu göstermektedir (Muthén & Asparouhov, 2011, s.10). 0.3 ile 0.7 arasındaki p değerlerindeki modeller kabul edilebilir (Song & Lee, 2006, s.11). P değeri 0 ise bu modelin veriyi yansıtmadığını göstermektedir.

BYEM'in Avantajları: BYEM geleneksel YEM uygulamalarına kıyasla birçok avantaj sağlamakta ve geleneksel YEM uygulamalarından farklılaşmaktadır(Dunson ve diğerleri, 2005, s.3-4):

- BYEM doğrusalsızlığa, etkileşimlere, kayıp veriye ve karışık kategorik değişken kullanımına izin vermektedir.
- BYEM analizi MCM'ine dayanmaktadır. Bu nedenle büyük örneklem gruplarına ihtiyaç duymamaktadır.
- BYEM'in normal dağılım varsayımı olmadığından esneklik sağlamaktadır.
- BYEM'in daha çok önselbilgileri kullanması bu Bayes çıkarımının ayırt edici özelliğidir. Önceki bilgiler model parametrelerinin önsel dağılım tanımlamalarıdır (Kaplan & Depaoli, 2013, s. 652).
- Model parametrelerinin önsel bilgilerin tanımlanması model hatalarını azaltmaktadır ve bu sayede daha iyi model uyumu elde edilmektedir.

WinBUGS BYEM analizinin gerçekleştirilebileceği ücretsiz yazılımlardan biridir. Ayrıca BYEM analizi AMOS yazılımı ile de gerçekleştirilebilmektedir(Arbuckle, 2012, s.385).

5. BYEM UYGULAMA ALANLARI

BYEM analizinin, literatüre bakıldığı zaman birçok farklı alanda uygulandığı görülmektedir. Örneğin kişilik özellikleri envanterini doğrulamak için kullanılmıştır (Milojev, Osborne, Greaves, Barlow, & Sibley, 2013, s. 939). Gözlenen değişkenler arasındaki yol analizinde (Alkış & Temizel, 2015, s.149; Gaumé & Wunsch, 2010, s.445), doğrulayıcı faktör analizinde (Muthén & Asparouhov, 2011, s.18) kullanıldığı örnek çalışmalara rastlamak mümkündür. Ayrıca sağlık alanında kullanıldığı pek çok örnek çalışma mevcuttur (Nikolov, Coull, Catalano, & Godleski, 2007, s.614; Oztaner, Taskaya Temizel, Erdem, & Ozer, 2014, s.1727). Spor psikolojisi (Stenling, Ivarsson, Johnson, & Lindwall, 2015, s.411), finans (Lu, Song, & Li, 2012, s.478), yönetim (Stromeyer, Miller, Sriramachandramurthy, & DeMartino, 2015, s.502) gibi alanlarda da uygulama örneklerine de rastlanmaktadır. Görüldüğü gibi BYEM analizi ilk nesil YEM analizleri gibi birçok farklı alandaki araştırmacılara hitap etmektedir.

6. SONUÇ

Bu çalışma geleneksel YEM uygulamalarına alternatif bir yaklaşım olan BYEM'e genel bir bakış sağlamayı amaçlamıştır. BYEM için genel terimler, avantajları ile model yakınsaması ve model uyumu ile ilgili bilgiler verilmiştir.

Bayes analizinde en önemli kısım olarak önsel bilgilerin tanımlanması uygulanmaktadır. Önsel bilgiler model parametreleri için ön bilgi sağlamaktadır. Model çıkarımları model parametrelerinin sonsal dağılımı ile gerçekleştirilmektedir. BYEM uygulamalarında model yakınsaması Gelman-Rubin yakınsaması istatistikleri ile kontrol edilmektedir. Model uyumu sonsal kestirimci p değeri ile kontrol edilmektedir. BYEM analizinin önsel bilgileri de analize katarak teorileri daha iyi yansıtan bir analiz sağladığı düşünülmektedir.

BYEM analizi Doğrulayıcı Faktör Analizi gerçekleştirmek, yapısal modelleri doğrulamak, yol diyagramları oluşturmak için kullanılan bir yöntemdir. BYEM'in detaylı nasıl uygulanabileceği ile ilgili daha detaylı bilgiye AMOS'un kullanma Kılavuzu (Arbuckle, 2012, s. 385) ile Dunson ve arkadaşlarının (2005, s.1) hazırladığı teknik rapordan erişilebilir.

KAYNAKÇA

- Albright, J. J., & Park, H. M. (2009). Confirmatory factor analysis using Amos, LISREL, Mplus, and SAS/STAT CALIS. *The Trustees of Indiana University*, 1, 1-85.
- Alkış, N., & Temizel, T. T. (2015). The impact of individual differences on influence strategies. *Personality and Individual Differences*, 87, 147-152.
- Arbuckle, J. L. (2012). IBM SPSS Amos 21 user's guide. *Amos Development Corporation*.
- Bayram, N. (2010). *Yapısal eşitlik modellemesine giriş amos uygulamaları*: Ezgi Kitabevi.
- Chin, W. W. (1998). Commentary: Issues and opinion on structural equation modeling: JSTOR.
- Dunson, D. B., Palomo, J., & Bollen, K. (2005). Bayesian Structural Equation Modeling. Technical Report.: Statistical and Applied Mathematical Sciences Institute, Research Triangle Park.
- Gaumé, C., & Wunsch, G. (2010). Self-rated health in the Baltic countries, 1994–1999. *European Journal of Population/Revue européenne de Démographie*, 26(4), 435-457.
- Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M.-C. (2000). Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice. *Communications of the association for information systems*, 4(1), 7.
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., & Rubin, D. B. (2004). Bayesian data analysis. Texts in statistical science series: Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, FL.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in international marketing*, 20(1), 277-319.
- Hoyle, R. H. (1995). *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*: Sage Publications.
- Hoyle, R. H. (2012). *Handbook of structural equation modeling*: Guilford Press.
- Kaplan, D., & Depaoli, S. (2012). Bayesian structural equation modeling. *Handbook of structural equation modeling*, 650-673.
- Kaplan, D., & Depaoli, S. (2013). Bayesian statistical methods. *Oxford handbook of quantitative methods*, 407-437.
- Kelloway, E. K. (1998). *Using LISREL for structural equation modeling: A researcher's guide*: Sage.
- Lee, S.-Y. (2007). *Structural equation modeling: A Bayesian approach* (Vol. 711): John Wiley & Sons.
- Lu, B., Song, X.-Y., & Li, X.-D. (2012). Bayesian analysis of multi-group nonlinear structural equation models with application to behavioral finance. *Quantitative Finance*, 12(3), 477-488.
- Milojev, P., Osborne, D., Greaves, L. M., Barlow, F. K., & Sibley, C. G. (2013). The Mini-IPIP6: Tiny yet highly stable markers of Big Six personality. *Journal of Research in Personality*, 47(6), 936-944.
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2011). Bayesian SEM: A more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*.
- Nikolov, M. C., Coull, B. A., Catalano, P. J., & Godleski, J. J. (2007). An informative Bayesian structural equation model to assess source-specific health effects of air pollution. *Biostatistics*, 8(3), 609-624.

- Oztaner, S., Taskaya Temizel, T., Erdem, S., & Ozer, M. (2014). A Bayesian Estimation Framework for Pharmacogenomics driven Warfarin Dosing: A Comparative Study. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 19(5), 1724-1733.
- Song, X.-Y., & Lee, S.-Y. (2006). Bayesian analysis of structural equation models with nonlinear covariates and latent variables. *Multivariate Behavioral Research*, 41(3), 337-365.
- Stenling, A., Ivarsson, A., Johnson, U., & Lindwall, M. (2015). Bayesian structural equation modeling in sport and exercise psychology. *Journal of Sport & Exercise Psychology (JSEP)*, 37(4), 410-420.
- Stromeyer, W. R., Miller, J. W., Sriramachandramurthy, R., & DeMartino, R. (2015). The Prowess and Pitfalls of Bayesian Structural Equation Modeling Important Considerations for Management Research. *Journal of Management*, 41(2), 491-520.