

Doğrulayıcı Faktör Analizi ve Uyum İndeksleri

Confirmatory Factor Analysis and Fit Indices: Review

Ünal ERKORKMAZ,^a
İlker ETİKAN,^a
Osman DEMİR,^a
Kazım ÖZDAMAR,^b
S. Yavuz SANİSOĞLU^c

^aBiyostatistik AD,
Gaziosmanpaşa Üniversitesi
Tıp Fakültesi, Tokat

^bBiyostatistik AD,
Osman Gazi Üniversitesi
Tıp Fakültesi, Eskişehir

^cBiyostatistik AD,
Yıldırım Beyazıt Üniversitesi
Tıp Fakültesi, Ankara

Geliş Tarihi/Received: 07.10.2011
Kabul Tarihi/Accepted: 19.01.2012

Bu çalışma, XIII. Ulusal Biyoistatistik Kongresi (12-14 Eylül 2011, Ankara)'nde sözlü bildiri olarak sunulmuştur.

Yazışma Adresi/Correspondence:
Ünal ERKORKMAZ
Sakarya Üniversitesi Tıp Fakültesi,
Biyostatistik ve Tıbbi Bilişim AD, Sakarya,
TÜRKİYE/TURKEY
uerkorkmaz@gmail.com

ÖZET Fen, sosyal ve sağlık bilimlerinde yapılan ölçek uyarlama ve geliştirme çalışmalarının yapısal geçerliliğinin test edilmesi önemlidir. Geçerliliğin test edilmesi, doğrudan ölçülebilen gözlenen ve doğrudan ölçülemeyen gizil değişkenler olmak üzere, temelde iki değişken üzerine kurulan yapının veri tarafından sınanması mantığına dayanmaktadır. Bu çalışmada, Yapısal Eşitlik Modelleri (YEM) grubundan olan Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) incelenmiştir. Teorik yapıya sahip olan DFA, Yapısal Eşitlik Modellerinin (YEM) bir türüdür ve uygulaması zor olan bir analiz yöntemidir. Ayrıca modelin veri tarafından sınanmasında, modelin uyumunu ortaya koyan uyum indekslerine yer verilmiştir. Çocuklarda Yeme Davranışı Anketi (ÇYDA) verileri kullanılıp, LISREL programının önerdiği farklı modeller sınanarak, model iyileştirmesi yapılmıştır. DFA ve uyum indeksleri uygulaması için Yılmaz ve ark. tarafından Mayıs-Haziran 2008 tarihleri arasında Gaziosmanpaşa Üniversitesi Tıp Fakültesi Pediatri Anabilim Dalı polikliniğine başvuran çocukların ve Tokat ilindeki anaokulu ve anasınıflarına devam eden öğrencilerin ebeveynlerine (n=468) uygulanmış olan Çocuklarda Yeme Davranışı Anketi (ÇYDA) verileri kullanılmıştır. Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA) değerleri iyi düzeyde seyreden bir çalışmanın DFA sonuçlarının, AFA'da bulunandan daha kötü olduğu görülmektedir. Uygulamada Lisrel programının önerdiği düzeltmelerle üretilen 5 modelin sonuçlarına göre, modelin ürettiği uyum indekslerinde düzelme olduğu gösterilmiştir. Yapısal geçerliliğin sınanmasında, açıklayıcılığı göz önünde bulunduran AFA'ya ait bulguların, DFA ile sınıp gerektiğinde model düzeltmesine gidilmesi, modeli daha kullanışlı ve geçerli kılacaktır.

Anahtar Kelimeler: Faktör analizi, istatistiksel; biyometri; anketler; sonuçların yeniden üretilebilirliği

ABSTRACT In natural and applied, social, and health sciences, testing the structural validity of scale adaptation and development studies is important. The testing of validity is based on the rational of testing the structure by data built on two variables, basically, data measured directly (manifest) and not measured directly (latent). This study investigated Confirmatory Factor Analysis (CFA). CFA, involving a theoretical structure, is a type of Structural Equation Models (SEM) and in practice is a difficult analysis method. Additionally while testing the model with the data, fit indices that demonstrate the compliance of the model were included. In this study using the data obtained by the Children's Eating Behavior Questionnaire (CEBQ), different models suggested by the LISREL program were tested and the models were improved. Data obtained by Children's Eating Behavior Questionnaire in parents (n=468) of children presenting to the Department of Pediatrics, Faculty of Medicine, Gaziosmanpaşa University between May-June 2008 and of kindergarten students in Tokat were used to apply DFA and Fit Indexes. The results of CFA in a study with favorable Explanatory Factor Analysis (EFA) values are worse than the results of EFA. According to the results of 5 models produced by the corrections suggested by the Lisrel program, the fit indexes produced by the model were shown to be corrected. When testing the structural validity, the results of EFA, which is a descriptive analysis, by CFA and correcting the model if required will improve the model.

Key Words: Factor analysis, statistical; biometry; questionnaires; reproducibility of results

doi: 10.5336/medsci.2011-26747

Copyright © 2013 by Türkiye Klinikleri

Türkiye Klinikleri J Med Sci 2013;33(1):210-23

Davranış bilimleri, eğitim bilimleri, tıp bilimi ve sosyal bilimler, gözlenen (manifest) ve gizil (latent) değişken olarak isimlendirilen iki çeşit değişken içerir. Gözlenen değişken, gelir, test puanları, sistolik kan basıncı, diyastolik kan basıncı, ağırlık ya da nabız gibi doğrudan ölçülebilen değişkenleri kapsar. Zekâ, kişilik, kabiliyetin niceliği, kaygı, kan basıncı, sağlık durumu gibi tek bir gözlenen değişkenle doğrudan ölçülemeyen gizil değişkenler de vardır.¹ Bir ilköğretim öğrencisinin kabiliyeti, matematik, fizik ya da kimya dersindeki test puanları ile yansıtılabilir, bir hastanın kan basıncı sistolik ve diyastolik kan basınçları ile ölçülebilir. Çoğu araştırmada, gizil ve gözlenen değişkenlerin birbirlerine etkileri hakkındaki eş zamanlı hipotezleri hesaplamak ve ölçüm hatalarını hesaba katmak için uygun bir model kurmak önemlidir.¹ Bu amacı sağlamak için literatürde kovaryans yapı analizi, kovaryans yapı modeli, kovaryans analizi ve nedensel model² gibi değişik adlar ile anılan yapısal eşitlik modeli (YEM), gözlenen ve gizil değişkenler arasındaki ilişkileri, yani ölçüm modellerini test etmek ve gizil değişkenler arasındaki ilişkilerin yapısal modelini incelemek için kullanılan genel ve geniş bir analizler ailesidir.³⁻⁵ Değişkenlerin çeşitli kombinasyonları kullanılarak nedensel ilişkilerin tahmin ve test edilmesi amaçlanmaktadır.⁶ Bu noktada YEM, açıklayıcılıktan çok doğrulayıcı bir yöntemdir ve YEM’de değişkenler arasındaki nedenselliğin yapısal olarak tahmin ve test edilmesi söz konusudur.* Temel teorileri test eden nicel bir metot olduğu ve çoğu disiplindeki mevcut olan ölçüm hatasını açıkladığı için, YEM’in geniş bir kullanım alanı vardır.^{7,8} YEM, doğrudan ölçülemeyen yapıları ve ölçümün potansiyel hatalarını içerebilen çoğu modeli içine alan genel bir ifadedir.⁹

Çalışma altındaki nedensel işlevin yapısal eşitlik (regresyon) ile verilmesini ve çalışma altındaki teorinin resimsel olarak daha açık bir kavramsallıkla anlaşılmasını sağlamak için modellenebilmesi bakımından YEM’in önemi büyüktür.¹⁰ Temel olarak YEM’de bir veri ve teorik olarak kurulmuş bir model bulunmaktadır. Bunların işlevlerinin daha iyi algılanması için bir örnek verilecek olursa, derste

durumu iyi olan bir öğrencinin, bu başarısını sınavda nota iyi yönde yansıtacağı, aynı şekilde derste durumu kötü olan bir öğrencinin de, başarısızlığını sınavda nota kötü yönde yansıtacağı düşünüldüğünde, YEM’in burada amacı, öğrencisinin başarı durumunu tahmin eden bir öğretmenin, bu tahminin değerlendirme sonucunda öğrenci tarafından ne kadar sağlanacağını belirlemektir. Yani öğrencinin sınav sonucunun, öğretmenin kendi tecrübelerini de ön plana koyarak kurguladığı tahmin ile ne kadar örtüştüğü belirlenir. Her teorik yapı, gözlenen davranışları açıklamak ve organize etmek için kurulur. Bu yapılara göre tespit edilen maddelerden alınan puanlarla, bu yapının işlevde bulunduğu farz edilen durumlardaki davranışlar karşılaştırılır.¹¹ Burada yapının geçerliliği söz konusu olduğundan, öngörülen yapının ölçülmesi için geliştirilen ölçme aracının, gerçekten öngörülen yapıyı ölçüp ölçmediği değerlendirilecektir.¹² Genel olarak, kurulan teorinin ilgili maddeleri bir araya getirip getiremeyeceği, dolayısıyla maddeler arasındaki ilişkinin de belirlenmesi esas alınmaktadır.^{13,14} Yani yapı geçerliliği, yapısal modellerin diğer bir kullanımını oluşturmaktadır. YEM, verilen bir ölçüm aracının psikometrik özellikleri araştırıldığında kullanılır.⁷

Literatürde en sık kullanılan yöntemler, “Doğrulayıcı Faktör Analizi” (DFA), “Örtük Değişkenlerle Yol Analizi”, “Gözlenen Değişkenlerle Yol Analizi”, “Çoklu-Grup Uygulamaları”, “Gelişim Eğrisi Analizi” ve “Çoklu-Özellik Çoklu-Yöntem Analizi”dir.¹⁵ Bu çalışmada, YEM uygulamalarından biri olan Doğrulayıcı Faktör Analizi ve uyum indeksleri üzerinde durulacaktır.

DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ (DFA)

DFA, verinin temelindeki yapıyı değerlendiren açıklayıcı faktör analizinin (AFA) uzantısıdır.^{1,16} AFA bir belirleme işlevini, hipotez kurmaya yönelik bilgi edinilmesini sağlamaya çalışırken, DFA, belirlenen bu faktörler arasında yeterli düzeyde ilişkinin olup olmadığını, hangi değişkenlerin hangi faktörlerle ilişkili olduğunu, faktörlerin birbirlerinden bağımsız olup olmadığını, faktörlerin modeli açıklamakta yeterli olup olmadığını sınamak için kullanılır.⁶ DFA metodunun tam olarak

* Özdamar K. Bilgi, Tutum, Davranış, Beğeni, Eğitim, Yaşam Kalitesi ve Durum Belirleme Ölçeklerinde Kovaryans Tabanlı Yapısal Modelleri İrdelemede Kullanılan Yöntemlerin Değerlendirilmesi. 12. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 2010; Van, Türkiye

geliştirilmesi, 1960 yılında Karl Jöreskog tarafından sağlanmıştır.^{17,18} DFA'nın öncelikli amacının, önceden tanımlanan bir faktör modelinin gözlenen veri seti ile uyuşma yeteneğini saptamak olduğu göz önüne alınarak, dört ana amaç için kullanıldığı belirtilmektedir.^{19,20} Bunlar, test araçlarının psikometrik değerlendirilmesi, yapı geçerliliği, metot etkileri ve ölçüm değişmezliği hesaplamalarıdır.^{3,21}

TEST ARAÇLARININ PSİKOMETRİK DEĞERLENDİRMESİ

Ölçek geliştirme süresince ölçüm aracının gizil yapısını sınamayan DFA, faktör sayısını ve bunların maddelerle olan ilişkisini (faktör yüklerini) doğrulamak için kullanılabilir.²¹ Yapıların gözlenmemiş olmasına karşın, birbirleri ile ilişkili olması teorik bir durumdur.³

YAPI GEÇERLİLİĞİ

Yapı teorik bir kavramdır. En geniş anlamda yapı geçerliliği, yapılar arasındaki ilişkileri sınamaktadır ve bu amaç için DFA kullanılmaktadır.^{3,22}

METOT ETKİLERİ

Metot etkileri, hangi soruların sorulacağını ve mevcut yanıt seçeneklerini kapsayan, kullanılan ölçüm yaklaşımından ortaya çıkan değişkenler ya da maddeler arasındaki ilişkileri ifade eder. Yani metot etkileri, sosyal isteklilik gibi yanıt yanlı etkileri de kapsayabilir. Yaygın metot etkisi, araştırmada geniş bir problemdir ve gözlenen bir korelasyonun doğru bir ilişkinin sonucu mu, yoksa paylaşılan metotların sonucu mu olduğunu belirlemeyi zorlaştırdığından, iki ölçüm arasında bir korelasyon oluşturabilir. Farklı metotlar (örneğin, gözleme karşı öz bildirim) ya da isimlendirme (olumsuz şekilde yazılmış maddelere karşı olumlu şekilde olanlar) yapılar arasında beklenen korelasyondan daha düşüğü ortaya çıkabilir. Örneğin, ölçümlerin negatif ya da pozitif biçiminde seçenekleri olduğunda, bu seçeneklerden sadece birisi teori tabanlı beklendiğinden dolayı veri analizi, iki faktör olduğunu önerir.³

ÖLÇÜM DEĞİŞMEZLİĞİNİN HESAPLAMASI

Ölçüm değişmezliği, modellerin gruplar ya da zaman karşısında ne kadar iyi bir şekilde genelleş-

tireceğini test etmeyi sağlar.²¹ Bu, özellikle bir ölçümün, geçmişte geliştirilen ya da kullanılan farklı olan bir toplumda kullanım için uygun olup olmadığı test edilirken önemlidir.

DFA ANALİTİĞİ

DFA modeli, AFA ile benzer olmakla birlikte, aşağıdaki lineer denklemi sağlayan, $p \times 1$ boyutlu bir x vektörü ile tanımlanır:

$$x = \Lambda \eta + \varepsilon \quad (1)$$

Burada Λ , faktör yüklerinin $p \times q$ boyutlu bir matrisi, η , gizil faktörlerin $q \times 1$ boyutlu vektörü ve ε , $p \times 1$ boyutlu hata vektörüdür.

x 'in kovaryans matrisi eşitlik 2'de gösterilmiştir.

$$\Sigma = \Lambda \zeta \Lambda^T + \Psi_\varepsilon \quad (2)$$

Eşitlik 2'de, Σ , p gözlenen değişkenin $p \times p$ boyutlu kovaryans matrisi, ζ , faktör korelasyonlarının, (1×1) ($m \times m$) boyutlu simetrik matrisi ve Ψ_ε , ε , tek varyanslarının $p \times p$ boyutlu köşegen matrisidir.

DFA'NIN AFA İLE KARŞILAŞTIRILMASI

Maddeler (gözlenen değişkenler) arasındaki ilişkileri hesaplamayı sağlayan bu analiz, bir değişkenler kümesi için temel faktörleri ve gizil değişkenleri belirlemede kullanılır.^{3,21} AFA ve DFA ortak faktör model tabanlıdır; dolayısıyla işlemler matematiksel olarak ilişkilidir. Bir ölçek gelişimi sürecinde AFA, açıklayıcı bir ilk adım olarak kullanılabilirken, DFA ise AFA'da tanımlanan yapının yeni bir örnekte çalışıp çalışmadığını kontrol etmede ikinci adım olarak kullanılabilir.³

DFA'NIN TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ İLE KARŞILAŞTIRILMASI

Gözlenen değişkenler ya da maddeler kümesinde, daha az sayıdaki temel bileşenleri tanımlamak için kullanılan bir veri indirgeme tekniğidir.^{3,19} Orijinal sayıdaki değişkenlerin varyans yapısını daha az sayıda ve bu değişkenlerin doğrusal bileşenleri olan yeni değişkenlerle ifade etme yöntemidir.⁶ AFA ve

DFA'nın aksine Temel Bileşenler Analizi (TBA) ortak faktör model tabanlı değildir; bu nedenle DFA, TBA tarafından tanımlanan yapıları tekrarlamayı denediğinde iyi çalışmayabilir. AFA ve DFA ortak faktör model tabanlı olduğundan, DFA için AFA'dan elde edilen sonuçlar, TBA'dan elde edilen sonuçlara kıyasla daha esastır.³

UYUM İNDEKSLERİ

Uyum, bir modelin veriyi yani varyans kovaryans matrisi yeniden üretebilme kabiliyeti olarak adlandırılır. YEM literatüründe çok sayıda uyum istatistiği vardır ve sürekli olarak yenileri geliştirilmektedir. Uyum istatistiklerindeki çeşitlilikten dolayı, çalışmalarda hangi uyum istatistiklerinin kullanımının uygun olacağına karar vermek araştırmacı için önem taşımaktadır. Uyum istatistikleri modelin sadece ortalama ya da genel uyumunu gösterir. Bu durum, bir uyum istatistiği iyi olarak gözükse bile, modelin bazı parçalarının zayıf bir uyum gösterebileceği sonucunu doğurmaktadır. Tek bir istatistik uyumun belirli bir yönünü yansıttığından, bu istatistiğin iyi olması, tek başına modelin iyi olduğunu göstermez. Uyum indeksleri ile modelin doğruluğu arasında doğrudan ilişki aramak, veri doğrulamanın mantığına aykırı bir durumdur.²³ Bu da araştırmacının, modelin veriden nerede ve ne kadar ayrıldığı hakkında daha az bilgisi olması demektir. Kovaryans ve korelasyon artıkları gibi diğer tanı bilgileri, bu sorunla ilgili daha çok bilgi vermektedir. Uyum istatistikleri sonuçların teorik olarak anlamlı olup olmadığını göstermez. Örneğin, bazı yol katsayılarının işareti beklenmedik bir şekilde zıt yönde olabilir. Uyum istatistik değerleri elverişli gözükse bile, böyle anormal sonuçlar açıklama gerektirir.²

χ^2 TESTİ

Yapısal eşitlik modelinde, tüm modelin uygunluğunu hesaplamak için hipotezi test eden geleneksel bir ölçümdür.^{9,24,25} Literatürde sıfır hipotezi anlamlılık testi [null hypothesis significance test (NHST)] olarak da bilinmektedir.²⁶ En temel model test istatistiği eşitlik 3 ile ifade edilir.

$$\chi^2 = (N - 1)F_{ML, GLS, ULS} \quad (3)$$

Eşitlik 3'de N örnek hacmi ve F kullanılan herhangi bir ML (Maksimum Likelihood), GLS (Generalized Least Squares) veya ULS (Unweighted Least Squares) gibi hesap metodları için minimum uyum fonksiyonudur. Bazen χ^2 , T olarak da gösterilmektedir.^{24,27,28} χ^2_{ML} 'ye ayrıca ki-kare olabilirlik oranı (likelihood ratio chi-square) ya da genelleştirilmiş olabilirlik oranı (generalized likelihood ratio) da denir. χ^2_{ML} sıfırdan çok yüksek seviyelere kadar değer almaktadır.²⁹ $\chi^2_{ML} = 0$ ise model veriye mükemmel uyum sağlamaktadır.³⁰ Model daha iyi uyum gösterdikçe, istatistik değeri daha küçük değerler alacaktır; bundan dolayı da bu istatistik bir kötü uyum ölçümüdür.^{2,26} Ki-kare istatistiği örnek hacminden etkilenmekte ve örnek hacmi arttıkça artmaktadır.³¹ Örnek hacmi 200 ya da daha fazla olduğunda anlamsız ki-kare elde etmek zordur. Örnek hacminde olduğu gibi modelin büyüklüğü de ki-kare değerinde artışa neden olmaktadır.² Ayrıca değişkenlerin yüksek derecedeki çarpıklık ve basıklığı da ki-kare değerini artırmaktadır. Dolayısıyla çok değişkenli normalliği varsaymaktadır.³² Gözlenen değişkenler arasındaki yüksek korelasyon ki-karenin değerinin büyümesine neden olmaktadır. Serbestlik derecesi ki-kare testinde önemli bir ölçüt olmakla birlikte, bunun ki-kareye oranı uyum ölçütü olarak kullanılabilir. Bu oranın 5'ten küçük olması iyi uyum göstergesi olarak kabul edilir.³³

UYUM İYİLİĞİ İNDEKSİ [GOODNESS-OF-FIT İNDEX (GFI)]

Gamma-hat ($\hat{\gamma}$) olarak da bilinen ki-kare testine alternatif olarak Jöreskog ve Sorbom (1984) tarafından ilk geliştirilen tanımlayıcı uyum indeksidir ve hesaplanmış popülasyon kovaryansı ile açıklanan varyans oranını, yani kabaca açıklanan genelleştirilmiş varyansın toplam genelleştirilmiş varyansa oranını göstermektedir.^{9-10,32} Regresyon analizindeki R^2 'ye benzerdir.^{7,9} GFI, iki modelin görel uyum eksikliğini karşılaştırmaktan çok, toplam varyansa göre açıklanan kovaryansla ilgilenmektedir.³⁴ GFI ile, model tarafından belirtilen kovaryans matrisi ($\Sigma(\theta)$) ile açıklanan verinin kovaryans matrisindeki (S), varyans ve kovaryans miktarının görel bir ölçümünden bahsedilmektedir.

$$GFI = 1 - \frac{F_s}{F_h} = 1 - \frac{\chi^2}{\chi^2_h} \quad (4)$$

Eşitlik 4’de, χ_s^2 , temel modelin ki-kare değerini, χ_h^2 , hedef modelin ki-kare değerini, F, karşılık gelen minimum uyum fonksiyon değerini göstermektedir.

GFI istatistiği 0 ile 1 arasında değer alır ve 1’e yakın değerler iyi uyumu gösterir.^{9-10,32} İyi değerler başlangıç olarak 0,90 ve üzerinde olarak düşünülürken, Monte Carlo çalışmaları 0,95 değerinin modelin veriye iyi uyum göstermesinde daha iyi bir kriter olduğunu göstermektedir.^{25,30,32}

DÜZELTİLMİŞ UYUM İYİLİĞİ İNDEKSİ (ADJUSTED GOODNESS OF FIT INDEX [(AGFI)])

Gözlenen değişken sayısına göre modelin serbestlik derecesi için GFI değerini düzeltmektedir.²⁵

$$AGFI = 1 - \frac{df_s}{df_h} (1 - GFI) = 1 - \frac{\chi_h^2/df_h}{\chi_s^2/df_s} \quad (5)$$

Eşitlik 5’de, χ_s^2 , temel modelin ki-kare değerini, χ_h^2 , hedef modelin ki-kare değerini, $df_s = t = \frac{p(p+1)}{2}$, sıfır modelin serbestlik derecesini, $df_h = t - h$, hedef modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

AGFI, 0 ile 1 aralığında değer almakla birlikte, 1’e yaklaştıkça iyi uyumu göstermektedir;²⁵ 0,90 ya da 0,95 üzerindeki AGFI değerleri için iyi uyumdan bahsedilmektedir.³⁰ Ayrıca bu indeks için 0,90, temel modele göre belirleyici iyi uyumu gösterirken, 0,85’den büyük değerler de kabul edilebilir bir uyum değeridir.^{9,25,30}

AKAİKE BİLGİ KRİTERİ (AIC)

AIC genellikle aynı veri seti üzerinde test edilen iki ya da daha fazla iç içe olmayan modeller arasında karşılaştırma yapmak için kullanılır. AIC kullanılarak, farklı modellerin görel uyumları karşılaştırılır.^{2,3} Modeldeki en iyi parametre sayısını tahmin etmek için kullanılan bir kriterdir.^{35*} AIC, çeşitli şekillerde verilebilmekle birlikte eşitlik 6’da gösterildiği gibidir.

$$AIC = \chi^2 + 2q \quad (6)$$

Eşitlik 6’da q, çözülecek ya da tahminlenen bilinmeyen parametrelerin sayısını belirtmektedir.

AIC’nin küçük değerleri iyi uyumu ve büyük değerleri zayıf uyumu belirttiğinden, kötü uyum göstergesi olarak adlandırılması olasıdır.³⁴

KARARLI AKAİKE BİLGİ KRİTERİ (CONSISTENT AKAIKE INFORMATION CRITERIA (CAIC), BOZDOĞAN’S CAIC)

AIC gibi en iyi parametre sayısını tahmin eden diğer bir yöntemdir.^{35*}

$$CAIC = \chi^2 + (1 + \log N)q \quad (7)$$

Eşitlik 7’de, N, örnek hacmini, q tahmin edilen parametre sayısını göstermektedir.

CAIC, örnek hacmini göz önünde bulundurmakla birlikte, küçük CAIC değerleri iyi uyum olarak düşünülür.³⁶

BAYESYAN BİLGİ KRİTERİ (BIC)

AIC indeksinde olduğu gibi, farklı sınıfların görel uyumlarını karşılaştırmak için kullanılır.^{2,37}

$$BIC = -2\log L + r \ln n \quad (8)$$

Eşitlik 8’de, r modeldeki serbest parametreler sayısını göstermektedir.

AIC’de olduğu gibi düşük BIC değeri daha iyi uyumlu modeli belirtmektedir.³⁷

BEKLENEN ÇAPRAZ GEÇERLİLİK İNDEKSİ (EXPECTED CROSS VALIDATION INDEX (ECVI))

Analiz edilmiş örnekteki uyumlu kovaryans matrisi ile eş büyüklükteki başka bir örnekte elde edilecek beklenen kovaryans arasındaki çelişkiyi ölçer.^{10,38} AIC’nin değişik bir formu olarak düşünülebilir.^{25,38}

$$c = F(S, \Sigma(\hat{\theta})) + \frac{2q}{N-1} \quad (9)$$

Eşitlik 9’da, $F(S, \Sigma(\hat{\theta}))$ uyum fonksiyonunun minimum değerini, q, tahminlenen parametre sayısını göstermektedir.

ECVI değeri ne kadar küçükse o kadar iyi bir model göstergesidir.³⁴

KÖK ARTIK KARELER ORTALAMASI (ROOT MEAN SQUARE RESIDUAL (RMR))

$S - \Sigma(\hat{\theta})$ matrisinin elemanlarıyla belirlenmiş ar-

* Özdamar K. Bilgi, Tutum, Davranış, Beğeni, Eğitim, Yaşam Kalitesi ve Durum Belirleme Ölçeklerinde Kovaryans Tabanlı Yapısal Modelleri İrdelemede Kullanılan Yöntemlerin Değerlendirilmesi. 12. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 2010; Van, Türkiye.

tıkları olarak düşünülmüştür. Model parametreleri tahminlenirken S ve $\Sigma(\hat{\theta})$ kovaryans matrisleri arasında kalan çelişkileri ifade ettiğinden, uyumlu artıklar olarak da adlandırılır.²⁵ RMR değeri her bir gözlenen değişken için hesaplanır; bu da çeşitli düzeydeki maddeler olduğunda, RMR'nin yorumlanmasını güçleştirmektedir.²

$$\text{RMR} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2}{\frac{q(q+1)}{2}}} \quad (10)$$

Eşitlik 10'da, s_{ij} , S deneysel kovaryans matris elemanını, σ_{ij} , model matris kovaryans elemanını, q gözlenen değişkenler sayısını göstermektedir.

RMR, 0 ile 1 aralığında değer alır. RMR değeri 0'a yaklaştıkça iyi uyum belirtecektir.^{2,25} Ki-kare gibi kötü uyum indeksidir; yani yüksek değerler kötü uyumu gösterir.²⁹

STANDARTLAŞTIRILMIŞ KÖK ARTIK KARELER ORTALAMASI [STANDARDIZED ROOT MEAN SQUARE RESIDUAL (SRMR)]

SRMR, RMR'nin her bir gözlenen değişkendeki düzeyler esas alınarak oluşan değerlerini yorumlamada daha anlamlıdır.³² Yani RMR gözlenen değişkenlerin varyans ve kovaryanslarının büyüklüklerine bağlı olduğundan, ortaya çıkacak yorumla sorununa daha rahat çözüm getirmektedir.²⁵

$$\text{SRMR} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q \left[\frac{s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}}{(s_i s_j)} \right]^2}{\frac{q(q+1)}{2}}} \quad (11)$$

Eşitlik 11'de, s_{ij} , S deneysel kovaryans matris elemanını, σ_{ij} , model matris kovaryans elemanını, q gözlenen değişkenler sayısını, $s_i = \sqrt{s_{ii}}$, $s_j = \sqrt{s_{jj}}$, gözlenen değişken standart sapmalarını göstermektedir.

SRMR'de 0 ile 1 aralığında değer alır. SRMR değeri 0'a yaklaştıkça iyi uyum belirtecektir.^{2,25} Bu da ki-kare gibi kötü uyum indeksidir; yani yüksek değerler kötü uyumu ifade eder.²⁹

ARTAN UYUM İNDEKSİ [INCREMENTAL FIT INDEX (IFI)]

Bollen'in artan uyum indeksi (1989) BL89 ya da Δ_2 olarak da bilinen bu indeks 0 ile 1 arasında değer alır ve 1'e yaklaştıkça iyi uyumu gösterir.¹⁰

$$\text{IFI} = \Delta_2 = \frac{T_B - T_H}{T_B - df_H} \quad (12)$$

Eşitlik 12'de, T_H , hedef model istatistiğini, df_H , hedef modelin serbestlik derecesini, T_B , temel model istatistiğini göstermektedir.

Bu eşitlikte 0,95 ve üzeri iyi bir uyum gösterirken, 0,90 üzerindeki değerler kabul edilebilir bir uyum göstergesidir.²⁴

ÖLÇEKLENDİRİLMİŞ UYUM İNDEKSİ

[NORMED FIT INDEX, NORMED COEFFICIENT, BENTLER-BONETT UYUM İNDEKSİ (NFI)]

Bentler ve Bonnett (1980) tarafından önerilen ve dezavantaj olarak örnek hacminden etkilenmekte olan NFI, ilgili modelin ki-kare değerinin, en kötü durum ki-kare istatistiği oranı olarak ifade edilen, en kötü durum senaryosundan daha düşük olan derecesini gösterir.³⁹ Yani ölçülen tüm değişkenlerin bağlantısız olduğu sıfır modelin χ^2 değeri ile model χ^2 değerini karşılaştırarak modeli değerlendirir.³²

$$\text{NFI} = \frac{\chi_b^2 - \chi_h^2}{\chi_b^2} = 1 - \frac{\chi_h^2}{\chi_b^2} = 1 - \frac{F_h}{F_b} \quad (13)$$

Eşitlik 13'de, χ_b^2 , bağımsız modelin ki-kare değerini, F , hedef modelin ki-kare değerini, χ_h^2 , karşılık gelen minimum uyum fonksiyonu değerini göstermektedir.

NFI indeksinin önemli bir yanı, iç içe model karşılaştırmasına katkı sağlamasıdır.⁴⁰ NFI, 0-1 aralığında değer alır ve 1'e yaklaştıkça iyi uyumu gösterir.²⁵ Normal kural olarak 0,95 iyi uyum göstergesi iken, 0,90 üzerindeki değerler kabul edilir bir uyum göstergesidir.^{10,41}

ÖLÇEKLENDİRİLMEMİŞ UYUM İNDEKSİ

[TRUCKER-LEWIS İNDEKSİ (TLI), NORMED FIT INDEX, NORMED COEFFICIENT, BENTLER-BONETT ÖLÇEKLENDİRİLMEMİŞ UYUM İNDEKSİ (NNFI, BBNFI), ρ_2]

NNFI olarak da bilinen bu indeks 0 ile 1 aralığında değer alır ve 1'e yaklaştıkça iyi uyumu göstermektedir.¹⁰

$$\text{TLI} = \text{NNFI} = \rho_2 = \frac{\left[\frac{T_B}{df_B} \right] - \left[\frac{T_H}{df_H} \right]}{\left[\frac{T_B}{df_B} \right] - 1} \quad (14)$$

Eşitlik 14'de, T_H , hedef model istatistiğini, df_H , hedef modelin serbestlik derecesini, T_B , temel mo-

del istatistiğini, df_B , temel modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

Bu eşitlikte 0,95 ve üzeri iyi bir uyumu gösterirken, 0,90 üzerindeki değerler kabul edilebilir bir uyum göstergesidir.²⁴ Bu indeksin 0,97 değerinin, iyi uyum göstergesi olarak 0,95 kesim değerinden daha iyi olduğu görülmektedir.²⁵

TUTARLI UYUM İNDEKSİ [PARSIMONIOUS GOODNESS OF FIT INDEX (PGFI)]

Alternatif modeller arasında seçim yapmak için kullanılan ve James, Mulaik ve Brett (1982) tarafından tanımlanan PGFI indeksi, GFI indeksinin düzenlenmiş halidir.²⁵ PGFI genel model uyumu hesaplamada hipotez edilen modelin tahminlenen parametre sayısını göz önüne alır.¹⁰

$$PGFI = \frac{df_h}{df_s} GFI \quad (15)$$

Eşitlik 15'de, df_h , hedef modelin serbestlik derecesini, df_s , sıfır modelin serbestlik derecesini göstermektedir. GFI, iyi uyum indeksidir.

PGFI, 0-1 aralığında değerler almakla birlikte, yüksek değer daha tutumlu uyumu göstermektedir.²⁵

TUTARLI STANDART UYUM İNDEKSİ [PARSIMONY NORMED FIT INDEX (PNFI)]

Alternatif modeller arasında seçim yapmak için kullanılan PNFI indeksi, Ölçeklenmiş Uyum İndeksi'nin (NFI) düzeltilmiş halidir.

$$PNFI = \frac{df_h}{df_b} GFI \quad (16)$$

Eşitlik 16'da, df_h , hedef modelin serbestlik derecesini, df_b , bağımsız modelin serbestlik derecesini göstermektedir.

PNFI, 0-1 aralığında değerler almakla birlikte, yüksek değer daha tutumlu uyumu göstermektedir.²⁵

TAHMİNİN KÖK HATA KARELER ORTALAMASI [ROOT MEAN SQUARE ERROR OF APPROXIMATION (RMSEA)]

Steiger ve Lind (1980) tarafından, modelden tahminlenen kovaryans matrisin, örnekten elde edilen kovaryans matrisine uygunluk düzeyini bulmak için önerilmektedir.⁴²

$$RMSEA = \sqrt{\max\left\{\left(\frac{F(S, \Sigma(\hat{\theta}))}{df} - \frac{1}{N-1}\right), 0\right\}} \quad (17)$$

Eşitlik 17'de, $F(S, \Sigma(\hat{\theta}))$, minimum uyum fonksiyonunu, df , serbestlik derecesini göstermektedir.

Kötü uyum indeksi olarak bilinen ve 0 değerinin mükemmel uyumu gösterdiği $RMSEA^2$ için 0,05'in altındaki değerler iyi uyum, 0,08'in altındaki değer makul değer olarak kabul edilir.^{24,30} Ayrıca 0,08 ile 0,10 arasındaki değerler orta düzeyde bir uyum göstergesi iken, 0,10'ın üzerindeki değerler kabul edilir değildir.^{2,43} Ayrıca, modeldeki değişken sayısı arttıkça uyum kötüleşmektedir; bundan dolayı SRMR tercih edilmektedir.⁴⁴

KARŞILAŞTIRMALI UYUM İNDEKSİ [COMPERATIVE FIT INDEX (CFI)]

Özelleştirilen modele ilişkin uyum fonksiyonunu, temel alınan başka bir modelden elde edilen uyum fonksiyonuyla karşılaştırmaktadır.²

$$CFI = 1 - \frac{\max[(\chi_h^2 - df_h), 0]}{\max[(\chi_h^2 - df_h), (\chi_b^2 - df_b), 0]} \quad (18)$$

Eşitlik 18'de, χ_h^2 , hedef modelin ki-kare değerini, χ_b^2 , bağımsız modelin ki-kare değerini göstermektedir.

0-1 aralığında değer alan CFI indeksi için yüksek değerler iyi uyumu gösterir.^{2-3,10,21,25}

UYGULAMA

DFA ve uyum indeksleri uygulaması için Yılmaz ve ark. tarafından, Mayıs-Haziran 2008 tarihleri arasında Gaziosmanpaşa Üniversitesi Tıp Fakültesi Pediatri Anabilim Dalı polikliniğine başvuran çocukların ve Tokat ilindeki anaokulu ve anasınıflarına devam eden öğrencilerin ebeveynlerine (n=468) uygulanmış olan Çocuklarda Yeme Davranışı Anketi (ÇYDA) verileri kullanılmıştır.⁴⁵ Veri toplama aşamasında öğrencilerin ebeveynleri tarafından bilgilendirilmiş onam formu doldurulup imzalanmıştır. Veri kullanımı için çalışma sahiplerinden izin alınmıştır.

İlk defa Wardle ve ark. tarafından 2001 yılında geliştirilen ve Türkçe uyarlaması Yılmaz ve ark. tarafından gerçekleştirilen ÇYDA, ebeveyn-

lerin cevapladığı, 35 maddelik, 5 puan üzerinden değerlendirilen (1=Asla-5=Her zaman) Likert tipi bir ölçektir.⁴⁶ Orijinal çalışmasında 8 alt boyutta değerlendirilen ölçek, Türkçe uyarlamasında da 8 alt boyutta değerlendirilmiş olup, bu 8 alt ölçeğin toplam varyansı açıklama yüzdelerinin %50 ile %80 arasında olduğu gösterilmiştir. Sekiz alt ölçeğin Cronbach alfa katsayıları 0,74 ile 0,91 arasında değişmiştir. Sekiz alt boyut ve bu boyutlarda

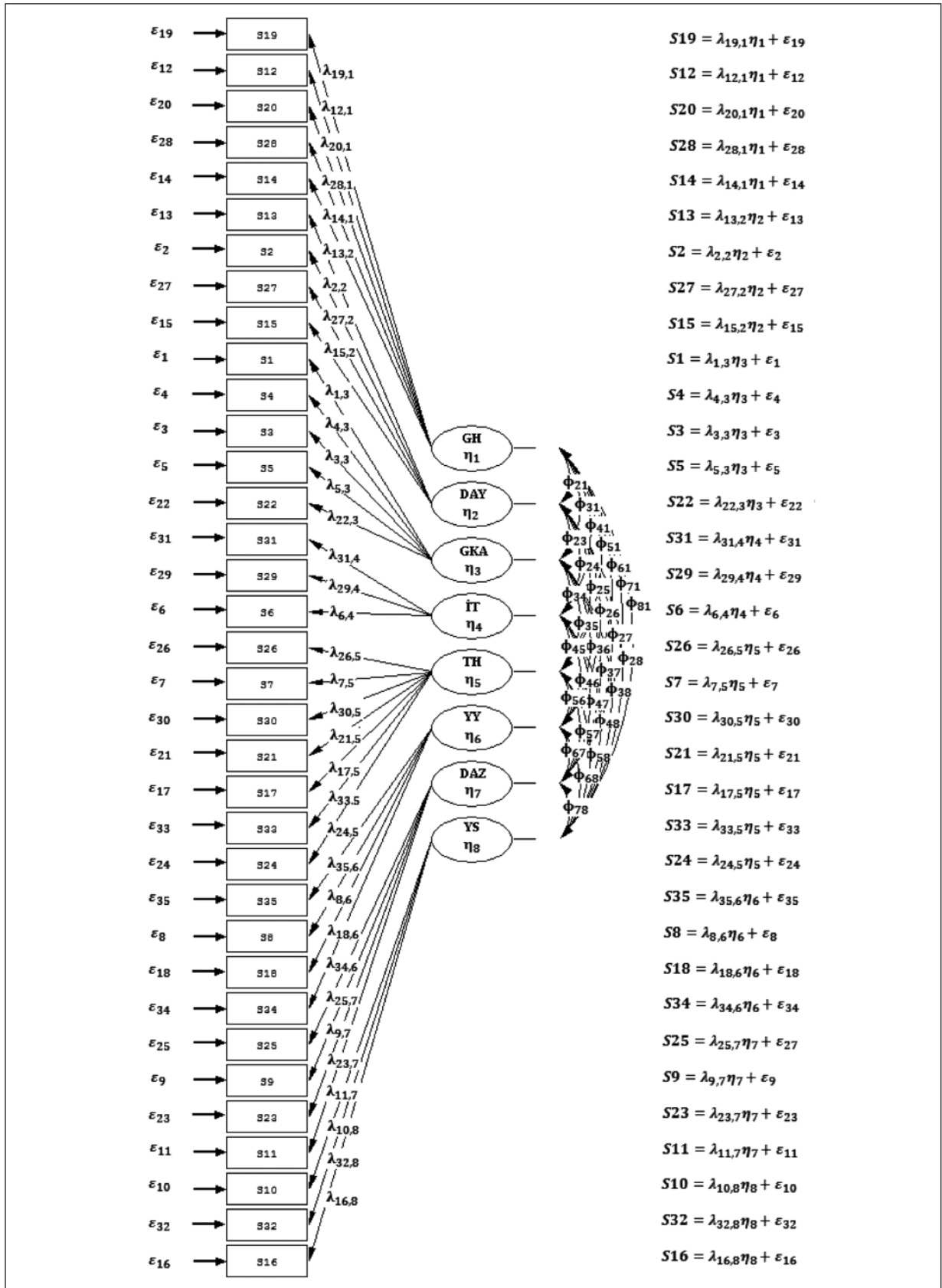
yer alan maddelerin dağılımı Tablo 1’de gösterilmiştir.

DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ MODELİ

Yılmaz ve ark. tarafından açıklayıcı faktör analizi ile değerlendirilen, 243 erkek ve 225 kız çocuğu ebeveyni olmak üzere toplam 468 ebeveyne uygulanmış olan ÇYDA,⁴⁵ Doğrulayıcı Faktör Analizi’ne tabi tutulup modelin sınanması sağlanmıştır.

TABLO 1: ÇYDA alt boyutlarında yer alan maddelerin dağılımı

Boyutlar	Maddeler
Gıda Hevesliliği (GH)	S12 Çocuğum sürekli yemek ister S14 İzin verilirse çocuğum çok fazla yiyecektir S19 Şans verilirse, çocuğum tüm zamanını yemek yiyerek geçirir S20 Çocuğum öğün zamanlarını ipe çeker S28 Çocuğum doymuş (tok) bile olsa sevdiği yiyeceğe midesinde yer bulur
Duygusal Aşırı Yeme (DAY)	S2 Çocuğum endişeliyken, üzgün olduğunda çok yer S13 Çocuğum sıkıntılı, rahatsız olduğunda çok yer S15 Çocuğum huzursuzken, endişeliyken çok yer S27 Çocuğum yapacak bir şeyi olmadığında daha çok yer
Gıdadan Keyif Alma (GKA)	S1 Çocuğum yiyecekleri, yemeği sever S3 Çocuğum çok iştahlıdır S4 Çocuğum yemeğini hızlıca bitirir S5 Çocuğum yemeğe önem verir, yiyeceklerle ilgilidir S22 Çocuğum yemek yemekten hoşlanır
İçme Tutkusu (IT)	S6 Çocuğum sürekli içecek bir şey ister S29 Çocuğum şans verilirse, gün boyu içecek (meşrubat, su vs.) içecektir S31 Çocuğum, şans verilirse, daima içecek bir şey bulabilir
Tokluk Hevesliliği (TH)	S7 Çocuğum yeni yemekleri başlangıçta reddeder S17 Çocuğum yemeğin sonunda tabağında yemek bırakır S21 Çocuğum yemeği bitmeden doyar S24 Çocuğumu yemekle mutlu etmek zordur S26 Çocuğum çabuk doyar S30 Çocuğum yemekten hemen önce abur cubur yerse, atıştırırsa yemek yiyemez S33 Çocuğum tadına bile bakmadan bir yiyecekte hoşlanmadığına karar verir
Yavaş Yeme (YY)	S8 Çocuğum yavaş yer S18 Çocuğumun yemeğini bitirmesi 30 dakikadan uzun sürüyor S34 Şans verilirse çocuğum ağızda yemek, lokma tutar S35 Yemek süresi boyunca çocuğum yavaş, daha yavaş yer
Duygusal Az Yeme (DAZ)	S9 Çocuğum kızginken, sinirliyken daha az yer S11 Çocuğum yorgunken daha az yer S23 Çocuğum mutlu olduğunda daha çok yer S25 Çocuğum mutsuz olduğunda daha az yer
Yemek Seçiciliği (YS)	S10 Çocuğum yeni yiyecekleri, yemekleri tatmaktan hoşlanır S16 Çocuğum çok çeşitli yiyeceklerden hoşlanır S32 Çocuğum daha önceden bilmediği, tatmadığı tatları tatmakla ilgilenir



ŞEKİL 1: Modelin birinci düzey grafiksel ve analitik gösterimi.

TABLO 2: Lisrel programı ölçüm modeli sonuçları.

Faktör	Madde	Standartlaştırılmış Yükler	t- değeri	R ²
GH	S19	0,47	9,81	0,22
	S12	0,67	15,01	0,44*
	S20	0,61	13,46	0,37
	S28	0,54	11,54	0,29
	S14	0,60	13,10	0,36
DAY	S13	0,57	11,55	0,33
	S2	0,51	10,25	0,26
	S27	0,55	11,15	0,31
	S15	0,62	12,64	0,38*
GKA	S1	0,69	16,19	0,47
	S4	0,58	13,15	0,34
	S3	0,77	18,87	0,59
	S5	0,76	18,46	0,57
	S22	0,77	18,95	0,59*
IT	S31	0,81	18,13	0,66
	S29	0,82	18,40	0,67*
	S6	0,61	13,17	0,37
TH	S26	0,52	11,13	0,27
	S7	0,47	9,88	0,22
	S30	0,50	10,80	0,25
	S21	0,67	15,28	0,45*
	S17	0,65	14,65	0,42
	S33	0,53	11,51	0,28
	S24	0,58	12,65	0,33
YY	S35	0,78	17,86	0,61*
	S8	0,65	14,33	0,43
	S18	0,65	14,17	0,42
	S34	0,54	11,47	0,30
DAZ	S25	0,75	16,30	0,57*
	S9	0,72	15,39	0,51
	S23	0,26	5,02	0,067
	S11	0,59	12,39	0,35
YS	S10	0,78	17,27	0,62*
	S32	0,65	14,03	0,43
	S16	0,65	13,87	0,42

*:İlgili faktör değişkenliğinin, ilgili gözlenen değişkene en fazla açıklanma değerleri.

Modelin analitik eşitlikleri ve kavramsal model (gözlenen değişkenler-gizil değişkenler) diyagramı, Lisrel programı kullanılarak Şekil 1'de gösterilmiştir. Şekil 1'de:

Φ : Dışsal gizil değişkenler arasındaki varyans-kovaryans matrisini,

Λ : Dışsal gizil değişkenleri gözlenen değişkenlere bağlayan regresyon matrisini,

ϵ : Dışsal gizil değişkene ait hatalar arasındaki varyans-kovaryans matrisini göstermektedir.

Tablo 2'de Lisrel programının vermiş olduğu ölçüm modelinin sonuçları ve Tablo 3'de bu sonuçlara göre hesaplanmış olan uyum ölçüleri verilmiştir.

Tablo 4'de uyum ölçülerinin değerlendirme kriterleri ile örnek verinin uyum ölçüleri verilmiştir. Tablo 4'te görüldüğü gibi modelin düzeltilmesi

TABLO 3: Ölçüm modeli uyum ölçüleri lisrel çıktısı.

Goodness of Fit Statistics
Degrees of Freedom=532
Minimum Fit Function Chi-Square=1316,41 (P=0,0)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square=1328,37 (P=0,0)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP)=796,37
90 Percent Confidence Interval for NCP=(692,95; 907,47)
Minimum Fit Function Value=2,82
Population Discrepancy Function Value (F0)=1,71
90 Percent Confidence Interval for F0=(1,48; 1,94)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)=0,057
90 Percent Confidence Interval for RMSEA=(0,053; 0,060)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA <0,05)=0,0023
Expected Cross-Validation Index (ECVI)=3,26
90 Percent Confidence Interval for ECVI=(3,04 ; 3,50)
ECVI for Saturated Model=2,70
ECVI for Independence Model=12,98
Chi-Square for Independence Model with 595 Degrees of Freedom=5990,23
Independence AIC=6060,23
Model AIC=1524,37
Saturated AIC=1260,00
Independence CAIC=6240,43
Model CAIC=2028,92
Saturated CAIC=4503,54
Normed Fit Index (NFI)=0,78
Non-Normed Fit Index (NNFI)=0,84
Parsimony Normed Fit Index (PNFI)=0,70
Comparative Fit Index (CFI)=0,85
Incremental Fit Index (IFI)=0,86
Relative Fit Index (RFI)=0,75
Critical N (CN)=217,69
Root Mean Square Residual (RMR)=0,098
Standardized RMR=0,067
Goodness of Fit Index (GFI)=0,86
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)=0,83
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI)=0,73

TABLO 4: Ölçüm modeli uyum ölçüleri

Uyum Ölçümleri	İyi Uyum	Kabul Edilebilir Uyum	Ölçüm Değeri	Uyum
χ^2	$0 \leq \chi^2 \leq 2df$	$2df \leq \chi^2 \leq 3df$	1316,41	Ret
p değeri	$0,05 \leq p \leq 1,00$	$0,01 \leq p \leq 0,05$	$p < 0,001$	
χ^2/df	$0 \leq \chi^2/df \leq 2$	$2 \leq \chi^2/df \leq 3$	2,474	Kabul edilebilir
RMSEA	$0 \leq RMSEA \leq 0,05$	$0,05 \leq RMSEA \leq 0$	0,057	Kabul edilebilir
Yakın Uyum Testi için p değeri	$0,10 \leq p \leq 1,00$	$0,05 \leq p \leq 0,10$	0,002	Kötü uyum
SRMR	$0 \leq SRMR \leq 0,05$	$0,05 \leq SRMR \leq 0$	0,067	Kabul edilebilir
NFI	$0,95 \leq NFI \leq 1,00$	$0,90 \leq NFI \leq 0,95$	0,78	Kötü uyum
NNFI	$0,97 \leq NNFI \leq 1,00$	$0,95 \leq NNFI \leq 0,97$	0,84	Kötü uyum
CFI	$0,97 \leq CFI \leq 1,00$	$0,95 \leq CFI \leq 0,97$	0,85	Kötü uyum
GFI	$0,95 \leq GFI \leq 1,00$	$0,90 \leq GFI \leq 0,95$	0,86	Kötü uyum
AGFI	$0,90 \leq AGFI \leq 1,00$	$0,85 \leq AGFI \leq 0,90$	0,83	Kötü uyum
AIC-Modeli	Karşılaştırma modelin AIC değerinden daha küçük		1524,37-6060,23 ⁵	Kabul
CAIC-Modeli	Karşılaştırma modelin CAIC değerinden daha küçük		2028,92-6240,43 ⁵	Kabul
ECVI	Karşılaştırma modelin ECVI değerinden daha küçük		3,26<12,98 ⁵	Kabul

⁵: Bağımsız model değerleriyle karşılaştırılmıştır.

TABLO 5a: Orjinal model düzeltme önerileri (Lisrel Çıktısı).

The Modification Indices Suggest to Add the			
Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
S19	DAY	9,9	0,26
S19	GKA	18,0	-0,23
S19	TH	9,3	0,11
S19	YY	8,6	0,11
S19	YS	12,7	-0,15
S20	DAY	13,6	-0,49
S28	IT	8,9	0,20
S14	DAY	10,6	0,33
S27	GH	23,8	0,70
S27	GKA	8,4	0,19
S15	GH	17,8	-0,40
S15	GKA	12,8	-0,15
S1	GH	8,4	-0,25
S4	YY	63,1	-0,58
S3	YY	10,1	0,21
S7	YS	48,0	-0,48
S30	GKA	14,7	0,36
S30	IT	18,0	0,26
S30	YS	22,3	0,35
S17	DAZ	12,6	-0,30
S23	GH	72,2	0,54
S23	DAY	47,8	0,46
S23	GKA	77,5	0,56
S23	IT	8,2	0,17
S23	TH	43,5	-0,58
S23	YY	27,6	-0,38
S23	YS	40,3	0,41
S10	IT	15,0	-0,24
S10	TH	11,0	-0,25
S32	GKA	14,8	-0,35
S32	IT	12,2	0,20

TABLO 5b: Orjinal model düzeltme önerileri (Lisrel Çıktısı).

The modification indices suggest to add an error covariance			
Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
S20	S19	12,8	0,09
S14	S19	9,8	0,06
S13	S20	8,0	-0,07
S15	S14	12,3	0,07
S15	S13	47,9	0,14
S15	S27	13,3	-0,11
S3	S1	15,5	0,15
S5	S20	8,8	0,12
S22	S20	23,2	0,18
S22	S14	9,5	-0,09
S6	S14	13,7	-0,12
S30	S19	14,0	-0,12
S30	S4	11,5	0,18
S30	S26	12,8	0,20
S21	S19	8,3	0,07
S21	S26	10,4	0,15
S21	S7	20,7	-0,22
S17	S21	11,3	0,16
S33	S7	15,3	0,24
S35	S4	19,2	-0,21
S8	S4	37,8	-0,30
S34	S22	9,9	-0,15
S34	S8	8,7	-0,18
S25	S24	15,4	0,21
S23	S22	17,8	0,21
S23	S17	8,1	-0,16
S23	S25	19,6	0,28
S11	S1	8,3	0,12
S10	S7	27,0	-0,27
S32	S1	11,3	-0,14
S32	S31	10,6	0,16
S16	S31	10,2	-0,16
S16	S21	15,0	0,18

gerekmektedir. Lisrel programı bu düzeltme için gizil değişkenler ve gözlenen değişkenler arasında yol ekleme, ayrıca gözlenen değişkenler arasında hata kovaryansı ekleme olmak üzere iki kategoride düzeltme önerisi sunmaktadır. Bu iki kategoride öncelikle ki-kare değerini düşüren alternatifler göz önüne alınarak yeniden model tanımlanacaktır. Bu aşamada ki-kare düşüşüne etki eden maddelerin modelden çıkarılması da bir yol olarak denenebilir.

Tablo 5a ve Tablo 5b'deki orijinal model düzeltme önerileri temel alınarak üretilen yeni mo-

dellerin uyum ölçülerinin karşılaştırmaları verilmiş olup, yapılan düzeltme önerileri ile birlikte uyum ölçüleri Tablo 6'da gösterilmiştir.

Tablo 7a ve Tablo 7b'de Model 4 sonucunda önerilen düzeltmelerin ilkinde göre farkı görülmektedir. Model 5 sonucunda programın sunduğu düzeltme önerileri Tablo 8a ve Tablo 8b'de verilmiştir.

SONUÇ

Faktör analizi, gözlenen değişkenler kümesi altında yatan gizil değişkenleri belirlemek için kullanılan bir

TABLO 6: Düzeltme sonrasında ölçüm modeli uyum ölçüleri.

		Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
Uyum Ölçümleri	Orijinal Ölçüm Değeri	S23-EF S23-FR S4-SE	S23-EF S23-FR S4-SE S7-FF S23-EOE S23-SR S23-FF	S23-Model Dışı S19-Model Dışı S4-Model Dışı S7-Model Dışı	S23-Model Dışı S19-Model Dışı S4-Model Dışı S7-Model Dışı S15-S13 S20-S22	S23-Model Dışı S19-Model Dışı S4-Model Dışı S7-Model Dışı S30-model dışı S1-FF S32-EF S15-S13 S20-S22 S15-s14 S5-S20 S25-S24 S16-S21 S6-S14 S16-S31 S5-S1 S33-S22
χ^2	1328,37	1184,65	1128,39	795,56	724,85	504,50
p değeri	p<0,001	p<0,001	p<0,001	p<0,001	p<0,001	p<0,001
χ^2/df	2,474**	2,239**	2,149**	1,959*	1,794*	1,382*
RMSEA	0,057**	0,052**	0,050**	0,045*	0,041*	0,029*
Yakın Uyum Testi için p değeri	0,002	0,26*	0,56*	0,95*	1,00*	1,00*
SRMR	0,067**	0,054**	0,053**	0,048*	0,045*	0,038*
NFI	0,78	0,81	0,82	0,84	0,86	0,90**
NNFI	0,84	0,87	0,88	0,90	0,92	0,96**
CFI	0,85	0,88	0,89	0,92	0,93	0,97*
GFI	0,86	0,87	0,88	0,90**	0,91**	0,93**
AGFI	0,83	0,85**	0,85**	0,88**	0,89**	0,91*
AIC-Model	1524,37<6060,23*	1386,65<6060,23*	1338,39<6060,23*	975,56<5159,82*	901,33<5159,82*	704,50<4974,80*
CAIC-Model	2028,92<6240,43*	1906,65<6240,43*	1878,98<6240,43*	1438,92<5319,42*	1374,99<5319,42*	1219,34<5129,25*
ECVI	3,26<12,98*	2,97<12,98*	2,87<12,98*	2,09<11,05*	1,93<11,05*	1,51<10,65*

*: İyi uyum, **: Kabul edilebilir uyum.

TABLO 7a: Model 4'ün düzeltme önerileri (Lisrel çıktısı).

The modification indices suggest to add the			
Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
S28	IT	8,7	0,20
S14	DAY	9,3	0,45
S1	GH	8,5	-0,26
S30	GKA	13,3	0,35
S30	IT	18,5	0,26
S30	YY	8,8	-0,30
S30	YS	15,5	0,28
S17	DAZ	8,7	-0,25
S34	GKA	8,1	-0,22
S10	IT	14,1	-0,23
S10	TH	10,2	-0,23
S32	GKA	14,8	-0,35
S32	IT	11,8	0,19

TABLO 7b: Model 4'ün düzeltme önerileri (Lisrel çıktısı).

The modification indices suggest to add an error covariance			
Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
S13	S12	9,2	0,08
S2	S12	8,0	-0,10
S15	S14	17,3	0,08
S3	S1	9,4	0,12
S5	S20	14,5	0,15
S29	S28	8,3	0,17
S6	S14	14,2	-0,13
S30	S26	10,9	0,18
S33	S22	8,6	0,14
S34	S22	8,4	-0,13
S25	S24	16,9	0,22
S11	S14	8,4	-0,10
S32	S1	12,7	-0,15
S32	S31	10,7	0,16
S16	S31	10,5	-0,17
S16	S21	13,5	0,17

metottur. AFA, verideki yapıyı belirlemeye ve herhangi bir kısıtlama getirmeksizin hipotezleri belirlemeye yarar. DFA, daha teorik olarak yürütülür ve genellikle aşikâr hipotezleri test etmede kullanılır. Bundan dolayı AFA ile elde edilen iyi bulguların, AFA'ya oranla daha katı bir süreci barındıran DFA'da sorun teşkil etmesi olasıdır. DFA bu noktada araştır-

macıya, göz önünde bulundurmadığı ilişki ağlarını birer çözüm olarak sunduğundan dolayı, araştırmanın daha sağlam bir temel üzerine oturmasına katkı sağlamaktadır. Dolayısıyla literatürde yapılan çalışmalarda, AFA ile elde edilen bulgulara DFA uygulanması, DFA'nın doğası gereği alternatif çözüm önerilerini ortaya koyacaktır. Lisrel programı, uygun model alternatiflerini oluşturmadaki çeşitliliği maksimum seviyede tutmaktadır. Burada en önemli nokta, araştırmacının, uyumlu modeli oluşturmak için, Lisrel programının ortaya koyacağı çözüm önerilerinden biri olan, bazı değişkenlerin model dışında bırakılması sürecini iyi değerlendirmesi gerekecektir.

Uygulamada Lisrel programının önerdiği düzeltmeler sonucunda üretilen 5 modelin sonuçları Tablo 6'da verilmektedir. İlave düzeltmelerle modelin ürettiği uyum indekslerindeki düzeltmeler gösterilmiştir. Bu noktada, model dışında kalacak maddenin veya maddelerin, ölçme aracının ilgili faktörünün açıklayıcılığındaki ya da ölçme aracının bütünündeki öneminin göz önünde bulundurulması gerekmektedir.

Ölçek geliştirme çalışmalarında kullanılan açıklayıcı faktör analizi ile ortaya konulan modellerin doğrulayıcı faktör analizi ile teyit edilmesi istenir; ancak kusursuz bir modelin oluşturulmasındaki zorluklardan dolayı bu her zaman söz konusu olmayabilir.

TABLO 8a: Model 5'in düzeltme önerileri (Lisrel çıktısı).

The modification indices suggest to add the			
Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
S28	IT	8,5	0,20
S34	GKA	7,9	-0,21
S10	IT	9,2	-0,18

TABLO 8b: Model 4'ün düzeltme önerileri (Lisrel çıktısı).

The modification indices suggest to add an error covariance			
Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
S13	S12	8,3	0,08
S26	S5	8,4	0,13
S34	S22	10,4	-0,14
S11	S14	8,0	-0,09

KAYNAKLAR

1. Lee SY. A Bayesian Approach. Some Basic Structural Equation Models. Structural Equation Modeling. 1st ed. England: John Wiley&Sons Ltd.; 2007. p.1,18.
2. Kline RB. Hypothesis Testing. Principles and Practice of Structural Equation Modeling. 3rd ed. New York: The Guilford Press; 2011. p.7,192-209, 342.
3. Harrington D. Assessing Confirmatory Factor Analysis Model Fit and Model Revision. Confirmatory Factor Analysis. 1st ed. New York: Oxford University Press; 2009. p.1-11, 52-3.
4. Hoyle RH. Structural Equation Modeling. The structural equation modeling approach, basic concepts and fundamental issues. 1st ed. United States of America: Sage Publications 1995. p.1-15.
5. Burkholder GJ, Harlow LL. An illustration of a longitudinal cross-lagged design for larger structural equation models. Structural Equation Modeling 2003;10(3):465-86.
6. Özdamar K. Tabloların Oluşturulması, Güvenilirlik ve Soru Analizi. Paket Programlarla İstatistiksel Veri Analizi-1. 5th ed. Eskişehir: Kaan Kitabevi; 2004. p.201-50, 621.
7. Raykov T. Behavioral scale reliability and measurement invariance evaluation using latent variable modeling. Behav Ther 2004; 35(2):299-331.
8. Marcoulides GA, Drezner Z. Specification Searches in Structural Equation Modeling. In: Marcoulides GA, Schumacker RE, eds. New Developments and Techniques in Structural Equation Modeling. 1st ed. London: Lawrence Erlbaum Associates; 2001. p.247.
9. Raykov T, Marcoulides GA. Fundamentals of Structural Equation Modeling. A First Course in Structural Equation Modeling. 2nd ed. London: Lawrence Erlbaum Associates; 2006. p.1-3, 41-3.
10. Byrne BM. Testing For The Factorial Validity of a Theoretical Construct. Structural Equation Modeling with Amos: Basic Concepts, Applications, and Programming. 2nd ed. New York: Routledge; 2010. p.74-82.
11. Arık A. Psikolojide Bilimsel Yöntem. 1. Baskı. Ankara: Çantay Kitabevi; 1998. p.1,18.
12. Erkuş A. Psikometri Üzerine Yazılar: Ölçme ve Psikometrinin Tarihsel Kökenleri, Güvenilirlik, Geçerlik, Madde Analizi, Tutumlar, Bileşenleri ve Ölçülmesi. Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları, No: 24; 2003. p.87.
13. Aygin D, Eti Aslan F. [The Turkish adaptation of the female sexual function index]. Türkiye Klinikleri J Med Sci 2005;25(3):393-9.
14. Mert E, Hallıoğlu O, Ankaralı Çamdeviren H. Turkish version of the parenting stress index short form: a psychometric study. Türkiye Klinikleri J Med Sci 2008;28(3):291-6.
15. Şimşek ÖF. Yapısal Eşitlik Modellemesine Giriş. 1. Baskı. Ankara: Ekinoks; 2007. p.13.
16. Öksüz E, Malhan S. [Reliability and validity of the Turkish version of the Florida Sexual History Questionnaire]. Türkiye Klinikleri J Med Sci 2005;25(2):204-12.
17. Yılmaz V, Çelik HE. Lisrel ile Yapısal Eşitlik Modellemesi 1. 1. Baskı. Ankara: Pegem; 2009. p.2.
18. Schumacker RE, Lomax RG. A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling. 2nd ed. New Jersey: Lawrence Erlbaum; 2004. p.498.
19. Sümbüloğlu K, Akdağ B. İleri Biyoistatistiksel Yöntemler. 1. Baskı. Ankara: Hatipoğlu; 2009. p.99,158.
20. Batı AH, Tetik C, Gürpınar E. [Assessment of the validity and reliability of the Turkish adaptation of the Study Process Questionnaire (R-SPQ-2F)]. Türkiye Klinikleri J Med Sci 2010; 30(5):1639-46.
21. Brown TA. Introduction to CFA. Confirmatory Factor Analysis for Applied Research. 3rd ed. New York: The Guilford Press; 2006. p.1, 4, 40, 85.
22. Kulakaç Ö, Öncel S, Fırat MZ, Akcan A. [Menstrual attitude questionnaire: validity and reliability study]. Türkiye Klinikleri J Gynecol Obst 2008;18(6):347-56.
23. Millsap RE. Structural equation modeling made difficult. Pers Individ Differ 2007;42(5): 875-81.
24. Hu LT, Bentler PM. Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: conventional criteria versus new alternatives. Structural Equation Modeling 1999;6(1):1-55.
25. Schermelleh-Engel K, Moosbrugger H, Müller H. Evaluating the fit of structural equation models: tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. Methods of Psychological Research Online 2003;8(2):23-74.
26. Barrett P. Structural equation modelling: adjudging model fit. Pers Individ Differ 2007;42(5): 815-24.
27. Hu LT, Bentler PM. Evaluating model fit. In: Hoyle RH, ed. Structural Equation Modeling: Concepts, Issues, And Applications. 1st ed. United States of America: Sage Publications; 1995. p.76-99.
28. Yuan K-H. Fit indices versus test statistics. Multivar Behav Res 2005;40(1):115-48.
29. Iacobucci D. Structural equations modeling: fit indices, sample size, and advanced topics. J Cons Psychol 2010;20(1):90-8.
30. Vieira AL. Preparation of the Analysis. Interactive LISREL in Practice. 1st ed. London: Springer; 2011. p.13-4.
31. Muthén BO. Latent variable mixture modeling. In: Marcoulides GA, Schumacker RE, eds. New Developments and Techniques in Structural Equation Modeling. 1st ed. London: Lawrence Erlbaum Associates; 2001. p.1-34.
32. Hooper D, Coughlan J, Mullen MR. Structural equation modelling: guidelines for determining model fit. EJBMR 2008;6(1):53-60.
33. Kelloway EK. Assessing Model Fit. Using Lisrel for Structural Equation Modeling. 3rd ed. USA: Sage Publications; 1998. p.23-40.
34. Loehlin JC. Path Models in Factor, Path, and Structural Equation Analysis. Latent Variable Models. 4th ed. United States of America: Lawrence Erlbaum Associates; 2004. p.202, 254.
35. Bozdoğan H. Akaike's information criterion and recent developments in information complexity. J Math Psychol 2000;44(1):62-91.
36. Golob TF. Structural equation modeling for travel behavior research. Transport Res B-Meth 2003;37(1):1-25.
37. Raykov T, Spiridon P. Problem of Equivalent Structural Equation Models. In: Marcoulides GA, Schumacker RE, eds. New Developments and Techniques in Structural Equation Modeling. 1st ed. London: Lawrence Erlbaum Associates; 2001. p.297.
38. Jöreskog KG, Sörbom D. Structural Equation Modeling with the SIMPLIS Command Language. Fitting and Testing. 1st ed. USA: Scientific Software; 1993. p.120.
39. Bearden WO, Sharma S, Teel JE. Sample size effects on chi-square and other statistics used in evaluating causal models. J Marketing Res 1982;19(4):425-30.
40. Bentler PM. Comparative fit indexes in structural models. Psychol Bull 1990;107(2):238-46.
41. Kaplan D. Evaluating and Modifying Structural Equation Models. Structural Equation Modeling: Foundations and Extensions. 1st ed. Thousand Oaks, CA: Sage Publications; 2000. p.107.
42. Steiger JH. Point estimation, hypothesis testing, and interval estimation using the RMSEA: some comments and a reply to Hayduk and Glaser. Structural Equation Modeling 2000; 7(2):149-62.
43. Browne MW, Cudeck R. Single sample cross-validation indexes for covariance-structures. Multivar Behav Res 1989;24(4):445-55.
44. Fan X, Sivo SA. Sensitivity of fit indexes to misspecified structural or measurement model components. Structural Equation Modeling 2005; 12(3):343-67.
45. Yılmaz R, Esmeray H, Erkorkmaz Ü. [Adaptation study of the Turkish children's eating behavior questionnaire]. Anadolu Psikiyatri Dergisi 2011;12(4):287-94.
46. Wardle J, Guthrie CA, Sanderson S, Rapoport L. Development of the children's eating behaviour questionnaire. J Child Psychol Psychiatry 2001;42(7):963-70.