

**T.C.
MİMAR SİNAN GÜZEL SANATLAR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİNDE
BİLGİ KRİTERLERİ**

DOKTORA TEZİ

Eylem DENİZ AKINCI

İstatistik Anabilim Dalı

İstatistik Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Gülay KIROĞLU

MAYIS 2007

ÖZET

Bu çalışmada, Yapısal Eşitlik Modelleri analizinde yer alan alternatif modellerin en iyi olanını belirlemede kullanılan standart uyum kriterlerinden Akaike Bilgi Kriteri ve Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri ile bunlara alternatif olarak Bozdoğan (1987, 1990, 1998, 2000, 2007) tarafından önerilen uyum kriterlerinin değerlendirilmesi ve karşılaştırılması amaçlanmıştır.

Birinci Bölüm giriş niteliğinde olup tezi oluşturan konu başlıkları verilmiştir.

İkinci Bölüm'de Yapısal Eşitlik Modellerinin tarihçesi, bu modele ilişkin önemli kavramlar verilerek, Yapısal Eşitlik Modellerinin temeli olan Yol Analizi ve Doğrulayıcı Faktör Analizi tanıtılmış ve bu analizlerle bağlantılı olarak genel Yapısal Eşitlik Modelleri anlatılmıştır.

Üçüncü Bölüm'de Yapısal Eşitlik Modellerinin uyumunu değerlendirmek için Akaike-tipi Bilgi Kriterleri ve Bilgi Karmaşıklığı-tipi Kriterlerine yer verilmiştir.

Dördüncü Bölüm'de amaca yönelik olarak gerçekleştirilen benzetim çalışması yer almıştır. İncelenen uyum kriterlerinin performanslarının belirlenebilmesi için LISREL ve MATLAB paket programları yardımıyla hazırlanan bilgisayar programı da bu bölüm içerisinde yer almaktadır.

Beşinci Bölüm'de uyum kriterlerinin gerçek veri kümesi üzerine uygulaması yer almıştır.

Altıncı Bölüm'de ise benzetim ve gerçek veri kümesi üzerine yapılan uygulama sonuçları tartışılmıştır.

ABSTRACT

In this study, it is aimed to evaluate and compare Akaike Information Criterion and Consistent Akaike Information Criterion in standard fit criteria with alternative fit criteria proposed by Bozdogan (1987, 1990, 1998, 2000, 2007) that are used to determine the best model from the possible models in Structural Equation Modeling analysis.

Chapter 1 is an introduction section and the topics of the thesis are given briefly in this chapter.

In Chapter 2, the path analysis and confirmatory factor analysis, which are based on Structural Equation Modeling, are explained by mentioning the studies about Structural Equation Modeling in literature and main concepts related to Structural Equation Modeling. By considering these analyses, the general structural equation models are examined.

In Chapter 3, Akaike-type Information Criteria and Information Complexity-type Criteria, which are used to examine the fit of Structural Equation Models to data, are described.

In Chapter 4, related simulation study is performed by using LISREL and MATLAB software programs to analyze the performances of criteria, described in Chapter 3.

In Chapter 5, fit criteria are applied in real data set.

In Chapter 6, the results of simulation and application are discussed.

ÖNSÖZ

Bu çalışmanın gerçekleşmesinde katkılarından dolayı,

Danışmanım Prof. Dr. Gülay Kirođlu'na, Bölüm Başkanım Prof. Dr. Nalan Cinemre'ye, sorularımı büyük bir sabırla cevaplayan Prof. Dr. Aydın Erar'a, çalışmanın her aşamasında sorunlarımı sabırla dinleyen Arş. Gör. Elif Çoker'e, diğer bütün bölüm hocalarıma ve arkadaşlarıma,

Göstermiş olduđu manevi desteđi, ilgisi ve sabrı sayesinde bana azim veren Doç.Dr. Cem Kadılar'a,

Çok uzakta olsa da çalışmanın tamamlanmasında büyük emeđi olan Prof.Dr. Hamparsum Bozdođan'a,

Her koşulda yanımda olmaları, manevi destekleri ve varlıkları için sevgili eşime, anneme ve babama,

Ve üzerimde emeđi olan herkese sonsuz teşekkürler...

Mayıs, 2007

Eylem DENİZ AKINCI

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
ÖNSÖZ.....	iii
İÇİNDEKİLER DİZİNİ	iv
TABLO DİZİNİ	vi
ŞEKİL DİZİNİ	vii
KISALTMALAR LİSTESİ	ix
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL BİLGİLER	3
2.1. Yapısal Eşitlik Modellerinin Tarihçesi	3
2.2. Yapısal Eşitlik Modellerine İlişkin Temel Bilgiler	4
2.3. Yol Analizi.....	6
2.3.1. Yol Analizinin Adımları	10
2.4. Doğrulayıcı Faktör Analizi.....	13
2.4.1. Doğrulayıcı Faktör Analizinin Adımları	16
2.5. Genel Yapısal Eşitlik Modelleri	18
2.5.1. Model Belirleme	18
2.5.2. Model Tanımlanabilirliği	20
2.5.2.1. t-Kuralı	21
2.5.2.2. İki-Adım Kuralı	22
2.5.2.3. MIMIC kuralı	22
2.5.3. Model Kestirimi	22
2.5.3.1. En Çok Olabilirlik Yöntemi	23
2.5.3.2. Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Yöntemi	24
2.5.3.3. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi	25
2.5.3.4. Diğer Yöntemler	25
2.5.4. Model Testi	25
2.5.4.1. Kesin Uyum Kriterleri	27
2.5.4.2. Artımsal Uyum Kriterleri	29
2.5.4.3. Yalınlık Uyum Kriterleri	29
2.5.4. Model Modifikasyonu	29

İÇİNDEKİLER DİZİNİ (Devamı)

3. MODEL DEĞERLENDİRMEDE BİLGİ KRİTERLERİ	31
3.1. Akaike-Tipi Bilgi Kriterleri.....	33
3.1.1. Akaike Bilgi Kriteri.....	33
3.1.1.1. Yapısal Eşitlik Modellerinde Akaike Bilgi Kriteri.....	34
3.1.2. Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri	36
3.1.3. Fisher Bilgisine Dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri	37
3.2. Bilgi Karmaşıklığı-Tipi Kriterleri	40
3.2.1. Bilgi Karmaşıklığı Kriteri	41
3.2.2. Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri.....	43
3.2.3. Sonsal Beklenen Faydanın Bir Yaklaşımı Olarak Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri.....	44
3.2.4. Bilgi Karmaşıklığı-Tipi Kriterlere 3 Farklı Yaklaşım.....	44
3.3. Akaike-Tipi Kriterler ile Bilgi Karmaşıklığı-Tipi Kriterlerin karşılaştırılması ...	45
4. BENZETİM ÇALIŞMASI	47
4.1. Monte Carlo Benzetimi	48
4.1.1. Benzetim Çalışmasında Kullanılan Kavramların Tanımı	48
4.1.2. Benzetim Çalışması.....	49
4.1.2.1. Benzetim Çalışmasında Kullanılan Ölçüm Modelleri	49
4.1.2.2. Benzetim Çalışmasında Kullanılan Genel YEM.....	59
4.1.3. Benzetim Çalışması Sonuçlarının Değerlendirilmesi.....	61
4.1.3.1. Ölçüm Modelleri İçin Elde Edilen Sonuçların Değerlendirilmesi	61
4.1.3.2. Genel YEM İçin Elde Edilen Sonuçların Değerlendirilmesi.....	71
5. UYGULAMA	73
5.1. Gerçek Verilerin Ölçüm Modeline Uygulanması	74
5.2. Gerçek Verilerin Genel YEM'e Uygulanması.....	77
6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	80
KAYNAKLAR.....	83
EKLER.....	89
ÖZGEÇMİŞ	124

TABLO DİZİNİ

Tablo 4.1 Uyum kriterlerinin ceza terimleri	47
Tablo 4.2. AFA sonuçları	73
Tablo 4.3. Kriterlerin üç ölçüm modeli için elde edilen değerleri	76
Tablo 4.4. Kriterlerin üç genel YEM için elde edilen değerleri	79

ŞEKİL DİZİNİ

Şekil 2.1. Yol diyagramında kullanılan semboller	9
Şekil 2.2. Yol diyagramının çoklu regresyona uyarlanması	10
Şekil 2.3. AFA modelinin yol diyagramına uyarlanması	14
Şekil 2.4. DFA modelinin yol diyagramına uyarlanması	15
Şekil 4.1. 1'nci ve 2'nci deneme kümeleri için yol diyagramı	50
Şekil 4.2. 3'ncü ve 4'ncü deneme kümeleri için yol diyagramı	53
Şekil 4.3. 5'nci ve 6'ncı deneme kümeleri için yol diyagramı.....	56
Şekil 4.4. Genel YEM için yol diyagramı.....	60
Şekil 4.5. 1'nci deneme kümesinde GrM1 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	62
Şekil 4.6. 1'nci deneme kümesinde GrM2 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	63
Şekil 4.7. 1'nci deneme kümesinde GrM3 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	64
Şekil 4.8. 3'ncü deneme kümesinde GrM1 için örneklem genişliklerine göre..... kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	65
Şekil 4.9. 3'ncü deneme kümesinde GrM2 için örneklem genişliklerine göre..... kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	66
Şekil 4.10. 3'ncü deneme kümesinde GrM3 için örneklem genişliklerine göre..... kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	67
Şekil 4.11. 4'ncü deneme kümesinde GrM1 için örneklem genişliklerine göre..... kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	68
Şekil 4.12. 4'ncü deneme kümesinde GrM2 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	69
Şekil 4.13. 4'ncü deneme kümesinde GrM3 için örneklem genişliklerine göre..... kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	70
Şekil 4.14. Genel YEM için kriterlerin AnM'leri seçme histogramı	71
Şekil 4.15. 11 serbest parametrelili ölçüm modeli (Model 1).....	75
Şekil 4.16. 9 serbest parametrelili ölçüm modeli (Model 2).....	75

ŞEKİL DİZİNİ (Devamı)

Şekil 4.17. 8 serbest parametrelili ölçüm modeli (Model 3).....	76
Şekil 4.18. 17 serbest parametrelili genel YEM (Model 1)	77
Şekil 4.19. 15 serbest parametrelili genel YEM (Model 2)	78
Şekil 4.20. 13 serbest parametrelili genel YEM (Model 3)	78

KISALTMALAR LİSTESİ

YEM	: Yapısal Eşitlik Modeli
DFA	: Doğrulayıcı Faktör Analizi
AFA	: Açıklayıcı Faktör Analizi
EÇO	: En Çok Olabilirlik
EKK	: En Küçük Kareler
GEKK	: Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
AEKK	: Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler
GrM	: Gerçek Model
AnM	: Analitik Model
AIC	: Akaike Bilgi Kriteri
CAIC	: Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri
CAICF	: Fisher Bilgisine Dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri
ICOMP	: Bilgi Karmaşıklığı Kriteri
ICOMP(IFIM)	: Ters-Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri
ICOMP(IFIM)_PEU	: Sonraki Beklenen Faydaya Bir Yaklaşım Olarak Ters-Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri
ICOMP(IFIM)_k	: Bilgi Karmaşıklığı Kriterleri için Birinci Yaklaşım
ICOMP(IFIM)_PEU_n	: Bilgi Karmaşıklığı Kriterleri için İkinci Yaklaşım
ICOMP_k	: Bilgi Karmaşıklığı Kriterleri için Üçüncü Yaklaşım

1. GİRİŞ

Bu çalışmada amaç, Yapısal Eşitlik Modelini (YEM) tanıtarak, en iyi modeli belirlemede kullanılan uyum kriterlerinden, Akaike-tipi Bilgi Kriterleri ile Bilgi Karmaşıklığı-tipi Kriterlerinin YEM'deki performansları bir benzetim çalışması ile değerlendirilmiştir. Çalışmada, Akaike-tipi bilgi kriterlerinden, Akaike Bilgi Kriteri, Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri ve Fisher bilgisine dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri, Bilgi Karmaşıklığı-tipi kriterlerinden Bilgi Karmaşıklığı Kriteri, Ters-Fisher Bilgi Matrisine dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri, Sonsal Beklenen Faydaya Bir Yaklaşım Olarak Ters-Fisher Bilgi Matrisine dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriterleri kullanılmıştır. Ayrıca Bilgi Karmaşıklığı-tipi kriterleri için ileri sürülen üç farklı yaklaşım benzetim çalışmasına dahil edilmiştir.

İstatistiksel yöntemlerden çoğu, gözlenen değişkenlerin güvenilir ve geçerli olduğu varsayımı ile analizler gerçekleştirilmiştir. Fakat sosyoloji, psikoloji gibi çoğu sosyal bilimlerde gözlenen değişkenlerin mükemmel ölçüldüğü varsayımı altında yapılan analizlerin geçerli olmayacağı görüşü benimsenmiştir. Bu nedenle değişkenlerin ölçüm hatalarına izin veren YEM geliştirilmiştir. YEM sosyal bilimler başta olmak üzere, sağlık, demografi, ekonometri, biyoloji ve genetik gibi çoğu disiplinde kullanılmaktadır. Çoğu disiplinde YEM'in popüleritesinin artmasının başlıca nedenleri, istatistiksel etkinliği sağlarken eşzamanlı çoklu ilişkileri analiz etmesi, ilişkileri çok yönlü değerlendirmesi ve gözlenen ve gizli değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri test edebilmesidir.

Bu kadar popüler olmasına karşın, YEM'in uygulanmasında hala kesin sonuca bağlanamayan konular vardır. Bu konuların başında, model uyumunun nasıl değerlendirileceği ve özellikle rakip modeller arasında nasıl seçim yapılacağı yer almaktadır. YEM için uyum kriterlerinin değerlendirilmesi çoklu regresyon, diskriminant analizi, çok değişkenli varyans analizi ve konjoint analizi gibi diğer çok değişkenli teknikler ile aynı derecede açıklığa sahip değildir. YEM'de, model kestirimlerinin etkinliğini en iyi şekilde tanımlayacak bir çok uyum kriteri vardır. Bu nedenle araştırmacılar sonuçları daha iyi değerlendirmek için uyum kriterlerini;

kapsamlı uyum kriterleri, karşılaştırmalı uyum kriterleri ve yalınlık (parsimony) uyum kriterleri olmak üzere üç başlık altında toplamıştır. Çalışmada yer alan Akaike tipi bilgi kriterleri ve Bilgi karmaşıklığı tipi kriterler yalınlık uyum kriterleri olup, uyumun belirli bir düzeye ulaşması için gereken kestirilecek parametrelerin sayısını kapsamaktadır. Temel olarak fazla uyumlu bir model, kısıtlı bir model ile karşılaştırılır. Bu yöntem çoklu regresyondaki düzeltilmiş R^2 'ye benzerlik göstermektedir. Çünkü bu ölçümler için hiçbir istatistiksel test mevcut değildir ve bu ölçümlerin kullanımı, modeller arasındaki karşılaştırmalar ile sınırlıdır.

Akaike'nin entropisine dayalı bilgi kriterleri, istatistiksel modelleri değerlendirmede temel bir etkiye sahip olmuştur ve istatistikte iyi modelin önemini tanımada destek olmuştur. Bu anlamda, Akaike-tipi kriterler arasında Akaike (1974) tarafından ortaya çıkarılan ilk kriter Akaike Bilgi Kriteri olmuştur. Bu entropiye dayalı olarak çoğu araştırmacı tarafından bir çok kriter geliştirilmiştir. Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri ve Fisher bilgisine dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri de Akaike entropisine dayalı olarak Bozdoğan (1987) tarafından geliştirilmiştir.

Akaike-tipi bilgi kriterlerine alternatif olarak Bozdoğan (1990, 1991, 2000, 2007) tarafından, çok değişkenli doğrusal ve doğrusal olmayan modellerde model seçimi için Bilgi Karmaşıklığı olarak adlandırılan istatistiksel karmaşıklık kriterleri geliştirilmiştir. Bu kriterler, verilen veri kümesine belirli bir modelin uyum eksikliğini test etmek için tasarlanmıştır. Bilgi Karmaşıklığı, kısmen Akaike Bilgi Kriteri yoluyla, kısmen de van Emden (1971) tarafından geliştirilen entropi kovaryans karmaşıklığı indeksinin genelleştirilmesi yoluyla ortaya çıkmıştır. Akaike sınıfı bilgi kriterlerinde olduğu gibi Bilgi karmaşıklığı entropisine dayalı olarak da bir çok kriter geliştirilmiştir.

Bu bağlamda çalışmanın İkinci Bölüm'ünde YEM hakkında genel bilgiler verilmiş, Üçüncü Bölüm'de, karşılaştırma yapılacak olan Akaike-tipi bilgi kriterleri ve Bilgi Karmaşıklığı-tipi kriterleri tanıtılmış, Dördüncü Bölüm'de bu kriterleri karşılaştırmak için yapılan benzetim çalışmasına yer verilmiş, Beşinci Bölüm'de ise kriterler gerçek bir veri kümesine uygulanmıştır.

2. GENEL BİLGİLER

YEM, arařtırmacının istatistiksel modellemeye bakıř aısını deęiřtiren, sosyal bilimcilerin olayların altında yatan srelere olan merakları ve buna iliřkin verilerin analiz edilmesi arasında bir kpr oluřturan ve bařta Regresyon Analizi, Yol Analizi ve Doęrulayıcı Faktr Analizini (DFA) iinde barındıran olduka popler bir yntem olmuřtur. YEM yaklařımı Cliff'in [1] alıřmasında, sosyal bilimlerde řimdiye kadar ortaya ıkan belki de en nemli ve etkili istatistiksel devrim olarak tanımlanmıřtır.

2.1. YAPISAL EŐİTLİK MODELLERİNİN TARİHESİ

YEM'in gemiřini aıklamak iin ncelikler regresyon, yol ve DFA'lerinin gemiřlerini ortaya ıkıř sırasıyla ele almak uygun olur. Regresyon aęırlıklarını hesaplamak iin korelasyon katsayısı ve en kk kareler kriterini kullanan doęrusal regresyon modelleri, 1896'da Karl Pearson tarafından korelasyon katsayısının bulunmasından sonra ortaya ıkmıřtır. Daha sonra Charles Spearman, faktr modelinin oluřturulmasında korelasyon katsayısını kullanmıřtır. Spearman, zekanın teorisi iin iki faktrl bir yapının aıklanmasında ilk kez faktr analizini ele almıřtır. Bugnlerde kullanılan DFA'nin temeli ise, Howe (1955), Anderson ve Rubin (1956) ve Lawley (1958) tarafından yapılan alıřmalara dayanır. Deęiřken kmelerinin bir yapı ile aıklanıp aıklanamayacaęına ait testlerde kullanılan DFA, daha kapsamlı olarak 1960'da Karl Jreskog tarafından geliřtirilmiř ve Jreskog ilk DFA yazılım programının geliřtirilmesine nclk etmiřtir. Faktr Analizi, oęu akademik disiplinde kullanılan lm aralarının (measurement instrument) yaratılmasında, DFA ise bu kuramsal yapıların varlıęının test edilmesinde kullanılmaktadır [2].

Bir biyolog olan Sewell Wright ise Yol Analizinin geliřmesine nclk etmiřtir. Yol Analizi, gzlenen deęiřkenler arasındaki daha karmařık iliřkilerin modellenmesi iin regresyon analizine baęlı olarak ortaya ıkmıřtır. İlk uygulaması hayvan davranıřlarının modellenmesi zerine olan Yol Analizi, 1950'li yıllarda eřzamanlı eřitlik modellerini kullanmaya bařlayan ekonometriciler tarafından, 1960'lı yıllarda

ise sosyologlar tarafından yeniden ele alınmaya kadar uygulamalarda kullanılmamıştır.

YEM, Yol ve DF modellerinin birleşmiş biçimidir. İlk olarak, Ward Keesling (1972), Karl Jöreskog (1973), ve David Wiley (1973) tarafından geliştirilmiş olan YEM ilk yıllarda JKW modelleri olarak adlandırılmıştır. YEM'le ilgili ilk yazılım programı LISREL (**L**inear **S**tructural **R**ELation)'in gelişimi ile birlikte doğrusal yapısal eşitlik modelleri olarak anılmışsa da son yıllarda doğrusal olmayan YEM'le ilgili yoğun çalışmalar sonucunda sadece YEM kavramı kullanılmaktadır [2].

YEM'in ilk yazılım programı olan LISREL'in 1976'da piyasaya sürülmesinden sonra 1980'lerden itibaren YEM'le ilgili yazılım programlarının sayısı hızla artmıştır. Bunlardan bazıları Amos, EQS ve SAS yazılım programlarıdır.

1994 yılından itibaren bütün disiplinlerarasında YEM'in kullanımı artmıştır. YEM'in teorik gelişimi için temel kaynaklar olan Structural Equation Modelling ve Structural Equation Modelling; A Multidisciplinary Journal dergileri yayınlanmaya başlamıştır.

2.2. YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİNE İLİŞKİN TEMEL BİLGİLER

Disiplinler arasında oldukça fazla uygulanmasından dolayı kendi adına dergileri olan YEM'in bu kadar popüler olmasına nedenler oldukça fazladır. Bu nedenlerden biri YEM tekniklerinin, deneysel yaklaşımlarla kolayca araştırılamayan temel problemlerin etkin biçimde incelenmesinde araştırmacılara olanak sağlamasıdır [3]. Ayrıca YEM, rasgele ve rasgele olmayan ölçüm hatalarını açıklama, tam-bilgi kestirimlerinin kullanımı yoluyla ilişkili bağımlı değişkenler ile modelleri kolayca birleştirme ve hatta oldukça karmaşık modelleri karşılaştırılabilme yeteneğine sahiptir [4].

İstatistiksel yöntemlerin çoğunda analizler bireysel gözlemler üzerinden gerçekleştirilmekte ve buna ilişkin modeller kurulmaktadır. Örneğin çoklu regresyon veya ANOVA gibi yöntemlerde regresyon katsayıları veya hata varyansı kestirimleri, her bir gözlemin, gözlenen ve kestirilen değerleri arasındaki farkın kareler toplamını en küçüklemek yoluyla hesaplanır. Oysa Yol Analizinde, DFA gibi YEM'le yakın ilişkisi olan yöntemlerde gözlemlerden ziyade kovaryanslar dikkate alınır. Gözlenen ve beklenen bireysel değerlerin en küçüklenmiş fonksiyonu yerine örneklem kovaryans matrisi ve model tarafından kestirilen kovaryans matrisi arasındaki fark en küçüklenir. Bu nedenle gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisini, parametrelerin bir fonksiyonuna eşitleyerek oluşturulan YEM için temel hipotez,

$$\Sigma = \Sigma(\theta) \quad (2.1)$$

olarak yazılabilir. Burada, Σ , gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisi; θ , model parametrelerini içeren vektör; $\Sigma(\theta)$ ise θ 'nın bir fonksiyonu olarak yazılan kovaryans matrisidir. Regresyon Analizi, Eşzamanlı Eşitlik Sistemleri, DFA, Yol Analizi, Kanonik Korelasyon, Panel Veri Analizi, ANOVA, Kovaryans Analizi ve Çoklu Gösterge Modelleri eşitlik (2.1)'in özel durumlarıdır [5].

YEM'i, diğer çok değişkenli analiz tekniklerinden üstün kılan diğer bir özelliği gözlenen değişkenler (göstergeler) ile gizli değişkenler (gizli yapılar, faktörler) arasındaki nedensel ilişkilerin sınanmasında kullanılmasıdır. Gizli değişkenler YEM'in en önemli kavramlarından biridir ve araştırmacıların gerçekte ilgilendikleri zeka, güdü, duygu, tutum gibi soyut kavramlara veya psikolojik yapılara karşılık gelir. Bu yapılar ancak dolaylı olarak belirli davranışlar ya da göstergeler temelinde ölçülen değişkenler yardımıyla gözlenebilir. Psikoloji, sosyoloji, eğitim, ekonomi ve pazarlama gibi pek çok alanda asıl ilgilenilen kavramları genellikle doğrudan ölçülemezler. Psikolojide, kişinin kendine bakış açısı ve motivasyon; sosyolojide, çaresizlik ve huzursuzluk; eğitimde sözlü yetenek ve eğiticinin beklentisi; iktisat da ise davranışlar, müşteri memnuniyeti, kalitenin algılanışı gibi kavramlar gizli değişkenlere örnek olarak verilebilir. Sözü edilen gizli değişkenler gözlenemedikleri için doğrudan ölçülmesi söz konusu değildir. Bu sebepten dolayı araştırmacı, gizli değişkeni işlemsel olarak tanımlamak için varsayılan yapı açısından bu değişkeni gözlenebilir değişkenlerle ilişkilendirmek zorundadır [6,7]. YEM'de gözlenen bağımsız değişkenler kullanılarak gizli bağımsız değişkenler, gözlenen bağımlı değişkenler kullanılarak da gizli bağımlı değişkenler yaratılır. Gizli bağımlı ve gizli bağımsız değişkenler DFA yöntemi ile elde edilir.

Gizli değişkenler ölçülemeyen gizli yapılar oldukları için belirli bir ölçme birimine sahip değildir. Bu nedenle ölçme modelleri test edilirken her bir gizli değişkeni en iyi şekilde tanımladığı düşünülen bir gözlenen değişkene sabitletir. Bu değişkene referans değişkeni adı verilir. Bu durum Açıklayıcı Faktör Analizinde (AFA) faktör yükü en yüksek olan değişkenin varlığına benzetilebilir. Araştırmacı referans değişkeni, doğrulayıcı faktör analizinden önce açıklayıcı faktör analizi uygulanmışsa her bir faktördeki en yüksek faktör yüküne sahip olan değişken olarak veya teorik bilgisi çerçevesinde karar verebilir [8]

YEM'de bağımlı ve bağımsız değişkenlerin yerine sırasıyla dışsal (exogenous) ve içsel (endogenous) değişkenlerden söz edilir. Terminolojideki bu değişiklik öylesine yapılmamıştır. YEM uygulamalarında bir değişken, bazı değişken veya değişkenler için bağımlı iken diğer değişken veya değişkenler için bağımsız olabilir [9]. Bu yüzden YEM değişkenleri için çoklu regresyon analizinde yer alan bağımlı ve bağımsız değişken kavramlarını kullanmak doğru olmayabilir.

Genel YEM, ölçüm modeli (measurement model) ile gizli değişken modelinden (latent variable model) oluşur. Ölçüm modeli, gözlenen ve gizli değişkenler arasındaki ilişkileri tanımlamak için DFA tarafından oluşturulan modeldir. Ölçüm modelindeki gizli değişkenler, DFA modelindeki faktörlerdir. Gizli değişken modeli ise ölçüm modeli tarafından belirlenen gizli değişkenler arasındaki ilişkileri tanımlar. Bu bakımdan gizli değişken modeli, yol modelinin gizli değişkenlere uyarlanmış hali olarak düşünülebilir.

Bu bağlamda ölçüm ve gizli değişken modellerini belirleyebilmek için öncelikle yapısal modelleme sınıfından Yol Analizi ile DFA üzerinde durmak gerekir.

2.3. YOL ANALİZİ

İki veya daha çok değişken arasındaki nedensel ilişkilerin test edilmesinde, doğrudan ve doğrudan olmayan ilişkilerin karşılaştırılmasında kullanılan Yol Analizi çoklu regresyon ile yakından ilişkisi olan istatistiksel bir tekniktir. Gözlenen değişkenli Yol Analizi YEM'in en eski biçimidir. YEM'de Yol Analizinin amacı, YEM'in gizli değişken model kısmını test etmektir [10].

Yol Analizinin çoklu regresyona oldukça benzemesine karşın onu çoklu regresyondan üstün kılan bazı özellikler vardır. Bu özelliklerinden biri çoklu regresyonda sadece bir bağımlı değişken olması, bir diğeri değişkenlerin bağımsız veya bağımlı olarak tanımlanmasıdır. Oysa bir değişkenin bazı değişkenlere göre bağımlı iken diğer değişkenlere göre bağımsız olduğu durumlarla da çok sık karşılaşmaktadır. Bu modellerin analizi için çoklu regresyon kullanılabilse de süreç oldukça karmaşıktır. Bu tip problemlerin çözümünde Yol Analizi daha doğru bir yaklaşım tekniği olarak kullanılmaktadır [11].

Yol Analizinin çoklu regresyona dışında nedensel ve nedensel olmayan ilişkileri de içermesinden dolayı nedensel analiz ile de benzerlik gösterdiği düşünülmektedir. Fakat Yol Analizi Nedensel Analizde olduğu gibi nedenselliğin keşfinde değil

genelde kuramsal ilişkilerin test edilmesinde kullanılır. Bu nedenle nedensel analiz ile ilişkilendirilmesi uygun olmayabilir [2].

YEM, daha gelişmiş bir teknik olarak son yıllarda Yol Analizinin yerini almaktadır. YEM'in temelini oluşturan Yol Analizini anlamak daha kolay olduğu için YEM ile ilgili çalışmaların çoğu bu analizin anlatımı ile başlamaktadır. Yol Analizi, DFA ve YEM'de, değişkenler arasındaki nedensel ve nedensel olmayan ilişkileri göz önünde canlandırmak için yol diyagramı olarak adlandırılan resimsel gösterimler yer almaktadır [9]. "Bir resim binlerce kelimeye değerdir" açıklaması özellikle yol diyagramları için geçerlidir. Yol diyagramını kullanan araştırmacılar hipotezleri göstermek ve analiz sonuçlarını özetlemek için bu diyagramları kullanmaktadır [12]. Yol diyagramının oluşturulması YEM için çok gerekli bir koşul olmamakla birlikte grafiksel gösterim modelde ki hipotezleri içeren sistemi kolayca kavramak açısından kullanıcıya büyük kolaylıklar sağlar. Ayrıca yol diyagramı, modele dahil edilmeyen değişkenlerin, ihmal edilen ilişkilerin önemine dayanarak olası tanımlama hatalarını azaltabilir [13]. Çoğu araştırmacı, bu diyagramların değişkenler arasındaki ilişkiyi daha açık biçimde gösterdiğini belirtmektedir.

Yol diyagramında kullanılan semboller Şekil 2.1'de verilmiştir. Şekil 2.1(a) ve Şekil 2.1(b)'den görüleceği gibi gizli değişkenler daire veya elips şeklinde, gözlenen değişkenler kare veya dikdörtgen şeklinde gösterilir. Şekil 2.1(c)'deki tek yönlü oklar, varsayılan nedensel ilişkiyi gösterir. Bu oklar, neden olan değişkenlerden, etkilenen değişkene doğru yönü gösterir. Doğrudan etkilerin istatistiksel kestirimleri olan yol katsayıları tek yönlü oklar üzerinde gösterilir. Yol katsayısı, etkilendiği varsayılan bir değişkenin, neden olduğu varsayılan bir başka değişkene doğrudan etkisini gösterir. Bu katsayıların korelasyonlardan kestirilmesi durumunda standartlaştırılmış yol katsayıları elde edilir ve bunlar çoklu regresyondaki ağırlıklandırılmış regresyon katsayılarına, kovaryanslardan kestirilmesi durumunda standartlaştırılmamış yol katsayıları elde edilir ve bunlar çoklu regresyondaki regresyon katsayılarına eşittir [11].

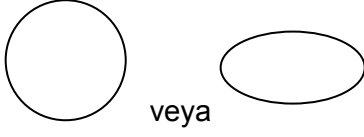
Şekil 2.1(d)'deki iki yönlü ve kavisli oklar değişkenler arasındaki korelasyonu gösterir. Gözlenen değişkendeki ölçüm hatası Şekil 2.1(e)'de, gizli değişkendeki hata, yani karışıklık terimi (disturbance term) Şekil 2.1(f)'de gösterilmektedir. Bu terim, faktör analizindeki teklik (uniqueness) faktörü olarak adlandırılır. Karışıklık terimleri gözlenemeyen dışsal değişkenler olarak değerlendirilebilir.

Yol modelinin iki farklı biçimi olan yinelemeli ve yinelemeli olmayan ilişkiler Şekil 2.1(g) ve Şekil 2.1(h)'de gösterilmektedir. İçsel değişkenler arasında bir noktadan

başlayan bir yol, bittiği noktadan yeniden başladığı noktaya yeni bir yol ile tanımlanmıyorsa yinelemeli modeller sınıfına, bir noktadan başlayan bir yol, bittiği noktadan yeniden başladığı noktaya yeni bir yol ile tanımlanıyorsa yinelemeli olmayan modeller sınıfına girmektedir [12]. Yol Analizinde içsel değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren kovaryans matrisinin elemanlarının tanımlanması da yol modelinin bu iki sınıfı arasındaki farkı göstermektedir. Yinelemeli modellerde kovaryans matrisi alt üçgen matristir. Bunun yanı sıra karışıklık terimleri arasında bir ilişki söz konusu değildir. Diğer bir deyişle yinelemeli model için, karışıklık terimleri arasındaki kovaryans matrisi köşegen matrisidir [14].

Yinelemeli olmayan model ise ekonomi alanında eşzamanlı eşitlik modelleri olarak da adlandırılmaktadır. Yinelemeli olmayan modellerde iki içsel değişken arasında bir geribildirim bağlaması (feedback loop) belirlenir. Diğer bir deyişle içsel değişkenlerin kovaryans matrisi alt köşegen matrisine sahip olmaz. Ayrıca yinelemeli olmayan modellerde iki içsel değişkene ait olan karışıklık terimleri arasında da bir kovaryans mevcuttur. Bu nedenle karışıklık terimlerinin kovaryans matrisi, köşegen dışı elemanları 0 olmayan bir simetrik matristir [14].

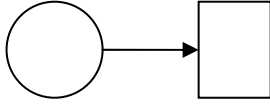
a) Gizli deęişken



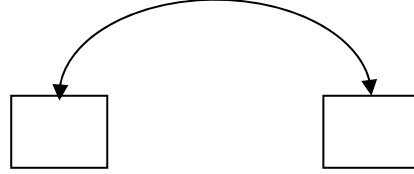
b) Gözlenen deęişken



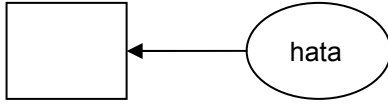
c) Tek yönlü yol



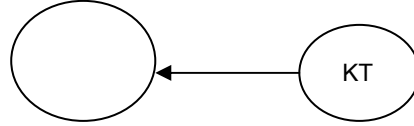
d) Deęişkenler arasındaki korelasyon



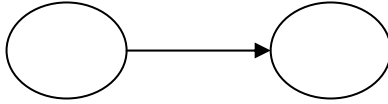
e) Gözlenen deęişkenlerdeki ölçüm hatası



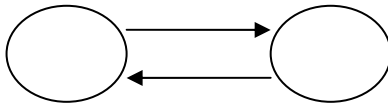
f) Gizli deęişkendeki karışıklık terimi



g) Deęişkenler arasındaki yinelemeli (tek yönlü) ilişki

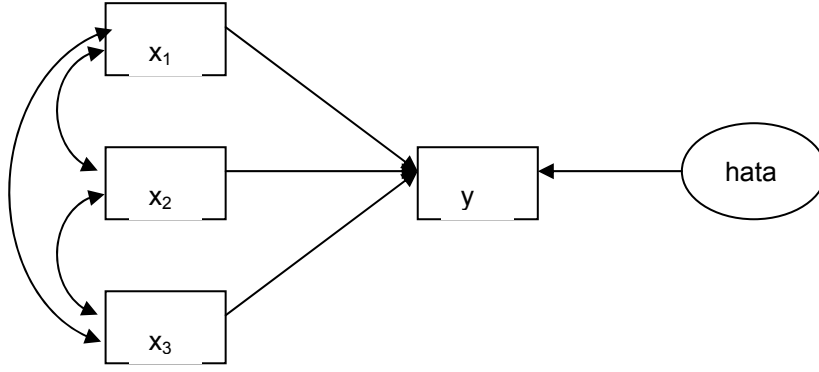


h) Deęişkenler arasındaki yinelemeli olmayan (çift yönlü) ilişki



Şekil 2.1. Yol diyagramında kullanılan semboller

Yol diyagramının bir çoklu regresyon modeline (bir bağımlı deęişken üç bağımsız deęişken) uyarlanmış şekli Şekil 2.2'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Yol diyagramının çoklu regresyona uyarlanması

Şekil 2.2'den de görüldüğü gibi bütün değişkenler gözlenen değişken oldukları için dikdörtgen içinde sunulmuş ve her yol, bağımsız değişkenden bağımlı değişkene işaret eden oklarla gösterilmiştir. Bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon ise her iki ucu da yönlendirilmiş kavisli oklar ile gösterilmiştir. Bağımlı değişkene yönlendirilmiş bir diğer ok ile gösterilen elips ise hata terimini (e) gösterir.

YEM'de olduğu gibi Yol Analizinde de bağımsız ve bağımlı değişkenlerin yerine sırasıyla dışsal (exogenous) ve içsel (endogenous) değişkenlerden söz edilir. Yol diyagramında, dışsal olarak adlandırdığımız değişkenler kendilerinden çıkan oklar ile gösterilir, hiçbir ok dışsal değişkene doğru yönlendirilmez (korelasyon olarak tanımladığımız kavisli oklar yol katsayısı olarak adlandırılmamaktadır). Şekil 2.2'de gösterilen X'ler bu durumda dışsal değişkenlerdir. Benzer şekilde içsel değişkenler en az bir yol tarafından ok ile gösterilir ve Şekil 2.2'deki y içsel değişkendir. Bütün içsel değişkenlere hata terimi eklenir [9].

2.3.1. Yol Analizinin Adımları

Yol Analizi model belirleme, model tanımlama, model kestirimi, model testi ve model yorumu olmak üzere beş adımdan oluşur.

Model belirleme, yol modellerinde çoklu değişkenler arasındaki ilişkinin hesaplanması için gereklidir. Yol modeli belirleme, araştırmacının tecrübesine ve bu konuda yapılan araştırmalara dayanmaktadır. Araştırma sayısı fazla ise bu durumda araştırmacı, hangi değişkenlerin daha önemli olduğuna veya hangi değişkenler arasındaki ilişkinin önemine vurgulamak istiyorsa modeli o yönde belirler.

p içsel, q dışsal değişkenlerin sayısı olmak üzere genel yol modeli eşitlik (2.2)'de verildiği gibidir.

$$y = \alpha + \beta y + \Gamma x + \zeta \quad (2.2)$$

Burada, y , $p \times 1$ boyutlu gözlenen içsel değişkenler vektörü; x , $q \times 1$ boyutlu gözlenen dışsal değişkenler vektörü; α , $p \times 1$ boyutlu yapısal sabit terimler; β , $p \times p$ boyutlu içsel değişkenlerin birbirleriyle ilişkilerini gösteren katsayılar matrisi; Γ , $p \times q$ boyutlu içsel ve dışsal değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren katsayılar matrisi; ζ , $p \times 1$ boyutlu karışıklık terimi vektörüdür [5]. $\beta = 0$ için yol modeli, çoklu regresyon modeline dönüşmektedir

Yol Analizinin temel hipotezi de eşitlik (2.1)'e dayanmaktadır. Σ , x ve y 'nin kitle kovaryans matrisi; $\Sigma(\theta)$ ise θ 'daki serbest model parametrelerinin bir fonksiyonu olarak yazılan kovaryans matrisidir. Eşitlik (2.1), kovaryans matrisinin her elemanının bir ya da daha çok model parametrelerinin fonksiyonunu içerir. $\Sigma(\theta)$ ile Σ arasındaki ilişki, tanımlanabilirlik, kestirim ve model uyumunun değerlendirilmesine temel oluşturur.

$\Sigma(\theta)$, (1) y 'nin kovaryans matrisi, (2) x ile y 'nin kovaryans matrisi, (3) x 'in kovaryans matrisi olmak üzere üç kısımdan oluşur. İlk olarak y 'nin kovaryans matrisi $\Sigma_{yy}(\theta)$,

$$\begin{aligned} \Sigma_{yy} &= E(yy') \\ &= E\left[(I - B)^{-1}(\Gamma X + \zeta)((I - B)(\Gamma X + \zeta))'\right] \\ &= (I - B)^{-1}(\Gamma \Phi \Gamma')\left[(I - B)^{-1}\right]' \end{aligned} \quad (2.3)$$

olarak elde edilir. Benzer şekilde $\Sigma_{xx}(\theta)$ ve $\Sigma_{xy}(\theta)$ matrisleri,

$$\Sigma_{xx}(\theta) = E(xx') = \Phi \quad (2.4)$$

ve

$$\begin{aligned} \Sigma_{xy}(\theta) &= E(xy') \\ &= E\left[X((I - B)(\Gamma X + \zeta))'\right] \\ &= \Phi \Gamma' \left[(I - B)^{-1}\right]' \end{aligned} \quad (2.5)$$

olarak elde edilir. Φ , $q \times q$ boyutlu dışsal değişkenlerin kovaryans matrisini göstermektedir. Bu şekilde $\Sigma(\theta)$ matrisi,

$$\Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} (I-B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma')[(I-B)^{-1}]' & (I-B)^{-1}\Gamma\Phi \\ \Phi\Gamma'[(I-B)^{-1}]' & \Phi \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

şeklinde oluşturulur [5].

Yol modellerinde parametrelerin kestiriminden önce, parametrelerin tanımlı olup olmadıklarının incelenmesi gerekir. Tanımlanabilirlik, model parametrelerinin örneklem verisi tarafından tek bir değerle kestirilip kestirilmediğinin saptanmasıdır. Model parametrelerinin tanımlı olmaması durumunda parametre kestirimi gerçekleştirilemez. Tanımlanabilirlik problemi hemen hemen bütün parametrik istatistiksel modellerde ortaya çıksa da, YEM'de ki rolü daha belirgindir. Bollen (1989) yol modellerinde tanımlanabilirlik için t kuralı, sıfır-B kuralı, yinelemeli kural ve rank-sıra koşulları gibi 4 kuraldan söz etmiştir¹.

Modelin tanımlanabilir olduğu gösterildikten sonra parametrelerin kestirimi aşamasına geçilir. Yol Analizinde parametre kestirimleri için en çok olabilirlik (EÇO), en küçük kareler (EKK) veya genelleştirilmiş en küçük kareler (GEKK) yöntemleri kullanılmaktadır².

Model testi ile, örneklem kovaryans matrisi ve modelden elde edilen kovaryans matrisi arasındaki ilişkilerin önemi test edilmektedir. Bu uyumun testi için en çok tercih edilen test ki-kare testidir. Ki-kare değeri sıfıra eşit ise iki kovaryans matrisi benzerdir ve kovaryanslar yol modeli tarafından örneklem kovaryans matrisine eşit olarak elde edilmiştir. Yol modelinin uyumunun testinde genelleştirilmiş çoklu kareler korelasyonu da kullanılabilir [2]. Yol Analizinde her bir regresyon eşitliği için elde edilen R² değerleri 1'den çıkarılarak çarpılır. Çarpım sonucunun 1'den farkı genelleştirilmiş çoklu kareler korelasyonunu verir.

Verilerin modele uyumlu olduğu test edildikten sonra sonuçların yorumuna geçilir.

¹ Tanımlanabilirlik için en çok kullanılan t kuralı Kısım 2.5.2.1'de detaylı olarak verilmiştir.

² EÇO ve GEKK yöntemleri sırasıyla Kısım 2.5.3.1 ve Kısım 2.5.3.3'de detaylı olarak verilmiştir.

2.4. DOĞRULAYICI FAKTÖR ANALİZİ

Önemli bir çok değişkenli istatistiksel teknik olan faktör analizinin temel amacı, büyük sayıdaki gözlenen değişkenler arasındaki korelasyonların, oldukça küçük sayıdaki faktörler ile açıklanıp açıklanamayacağını ve kaç tane faktörün veriye en iyi uyumu göstereceğini belirlemektir. Bu aşama, faktör analizinin açıklayıcı aşamasıdır. En uyumlu olan faktör sayısı belirlendikten sonra ortaya çıkan soru, orijinal gözlenen değişkenlerin belirlenen faktörlere nasıl bağlı olacağı ve faktör model ile önsel bilginin nasıl birleştirileceğidir. Bu aşama ise faktör analizinin doğrulayıcı aşamasıdır. Bu aşamalar birlikte analiz edilebileceği gibi, AFA ve DFA olmak üzere iki farklı yöntem olarak da gerçekleştirilmektedir.

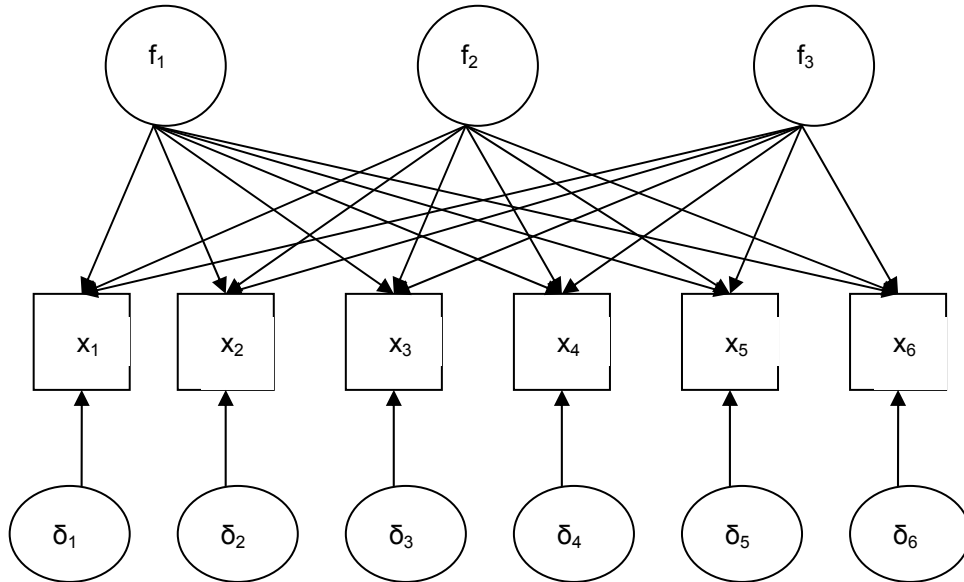
Kısıtsız faktör analizi olarak da adlandırılan AFA yaklaşımında verilere en iyi uyum gösteren model araştırılır. Böylece teoriyi destekleyen modeli ve veriye en uygun modeli bulmak için farklı alternatif modeller belirlenebilir. Kısıtlı faktör analizi olarak adlandırılan DFA yaklaşımında ise, örneklem verilerinin modeli doğrulayıp doğrulamadığını göstermek amacıyla hipotezlenen bir faktör modelinin istatistiksel önem testi araştırılır. Bunun sonucunda, modele uygun olan ek örneklem verisiyle, hipotezlenen modelin geçerliliği doğrulanır. Hem AFA hem de DFA genel doğrusal modellerin bir üyesidir [15].

Geleneksel Faktör Analizi olarak da bilinen AFA, çok sayıda değişkenin altında yatan temel yapıları ortaya çıkarmak için uygulanır. Bu yöntemde değişkenler arasındaki ilişkiye dayalı olarak, bir değişken herhangi bir faktörle ilişkili olabilir. Dolayısıyla AFA'da belirli bir ön beklenti olmaksızın faktör ağırlıkları temelinde verilerin faktör yapısı belirlenir. DFA ise belirli değişkenlerin, bir bilgi temelinde önceden belirlenmiş faktörler üzerinde ağırlıklı olarak yer alacağı şeklindeki bir ön beklentinin test edilmesine dayanır. Bu nedenle analizde yer alacak değişkenler ön bilgi doğrultusunda seçilir ve bu değişkenlerin istenilen faktörlerde ne oranda yer aldıklarına bakılır. AFA'da kaç adet faktörün olacağı bilinmezken, DFA'da faktör sayısı kesin olarak bilinir. DFA'da öngörülen değişkenlerin istenilen faktörlere yüklenmesi beklenir. Ancak SPSS gibi istatistiksel paket programları ile yapılan DFA'de sadece faktör yapısı ve ağırlıkları incelenebilmekte, modelin uygunluğu test edilememektedir. LISREL gibi YEM programları ile yapılan DFA'da ise gizli değişkenler olarak tanımlanan faktörler arası ilişkiler, faktör ağırlıkları ve

karşılaştırmalı modeller test edilebilmekte ve her bir modelin uygunluk derecesi elde edilebilmektedir [16].

AFA, standartlaştırılmış sonuçlar içerdiği için elde edilen faktör yükleri aynı zamanda gözlenen değişkenler ve faktörler arasındaki korelasyon değerlerini vermektedir. DFA'daki standartlaştırılmamış faktör yükleri ise gözlenen değişkenler ve faktörler bağıntısına ilişkin regresyon katsayılarını içermektedir [17]

Altı gözlenen değişken ve üç faktör içeren bir AFA modelinin yol diyagramı Şekil 2.3'de gösterilmiştir. Burada, YEM'de gizli değişkenler olarak bilinen birden çok gözlenen değişkenden etkilenen ortak faktörler, f_1 , f_2 ve f_3 olarak, gözlenen değişkenler, x_1 - x_6 olarak ve YEM'de değişkenlerin ölçüm hataları olarak gösterilen sadece bir gözlenen değişken tarafından etkilenen teklik faktörler de δ_1 - δ_6 olarak gösterilmiştir.

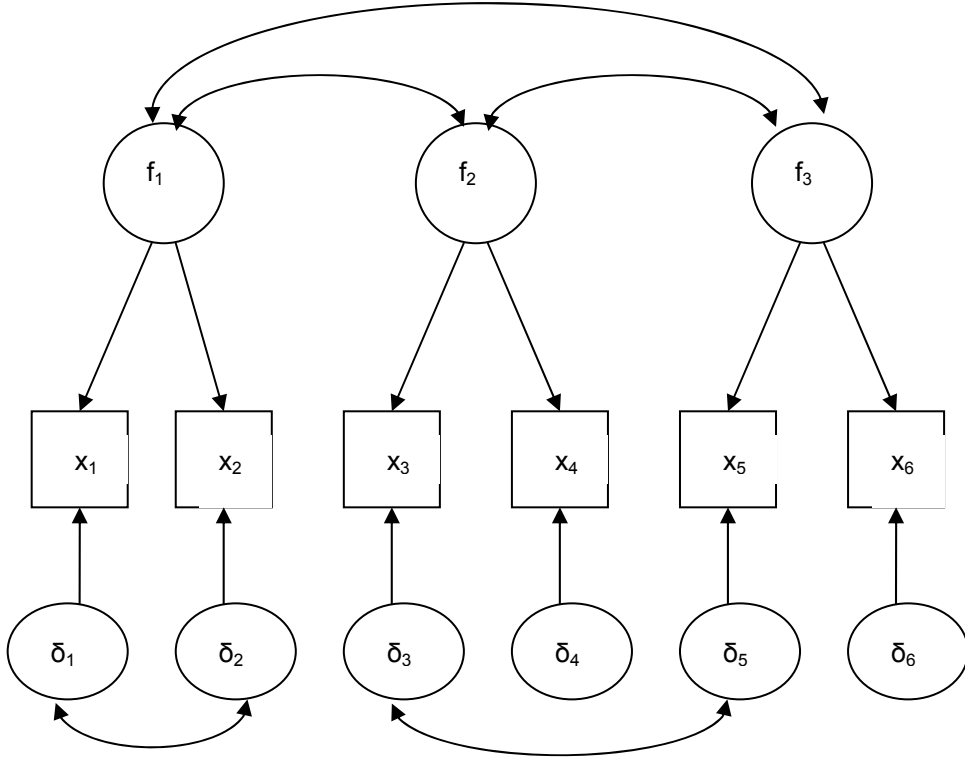


Şekil 2.3. AFA modelinin yol diyagramına uyarlanması

Bu şekilden görüleceği gibi AFA'deki varsayımlar aşağıdaki gibi açıklanabilir.

1. Bütün ortak faktörler ilişkisiz olmalı ya da hepsi birbirleriyle ilişkili olmalıdır.
2. Bütün gözlenen değişkenler, bütün ortak faktörler tarafından doğrudan etkilenir.
3. Teklik faktörler birbirleriyle ilişkisizdir.
4. Bütün gözlenen değişkenler, sadece bir tane tek faktör tarafından etkilenir.
5. Ortak faktörler ile teklik faktörler ilişkisizdir.

Şekil 2.3'deki DFA modelinin yol diyagramı ile gösterimi Şekil 2.4'de verilmiştir.



Şekil 2.4. DFA modelinin yol diyagramına uyarlanması

Bu şekilden de görüleceği gibi DFA'nin geliştirilmesiyle AFA'deki bazı kısıtlamalar ortadan kalkmıştır. DFA ile,

1. Hangi ortak faktör çiftlerinin ilişkili olabileceği,
2. Hangi gözlenen değişkenlerin, hangi ortak faktörler tarafından etkileneceği,
3. Hangi gözlenen değişkenlerin tek faktör tarafından etkileneceği,
4. Hangi teklik faktör çiftlerinin ilişkili olacağı
5. Analizden önce faktörlerin sayısı belirlenebilir [18].

YEM analizindeki ölçüm modeli, yani gözlenen değişkenler ile gizli değişkenler arasındaki ilişki yapısı genelde DFA'daki modellemeye dayanır. DFA, psikoloji literatüründe daha çok ölçek geliştirme ya da geçerlilik analizlerinde kullanılmakta ve önceden belirlenmiş bir yapının doğrulanması amacını taşımaktadır. DFA modelinin belirlenmesi, (1) ortak faktörlerin sayısı, (2) gözlenen değişkenlerin sayısı, (3) ortak faktörler arasındaki varyans ve kovaryanslar, (4) gözlenen değişkenler ve gizli değişkenler arasındaki ilişkiler, (5) tek faktörler ve gözlenen değişkenler arasındaki ilişkiler, (6) tek faktörler arasındaki varyans ve kovaryanslar hakkında biçimsel ve net durumlar olmasını gerektirir. Araştırmanın amacına göre

bu bileşenlerin her birini belirleme yeteneğinden dolayı DFA modeli çok esnekler [18].

2.4.1. Doğrulatory Faktör Analizinin Adımları

DFA, Yol Analizinde olduğu gibi model belirleme, model tanımlanabilirliği, model kestirimi, model testi ve model modifikasyonu olmak üzere 5 adımdan oluşur.

Model belirleme, Yol Analizinde olduğu gibi DFA'nın ilk adımıdır. DFA, modelin nasıl belirleneceği konusunda bilgi vermemekle birlikte teorik bilgisi iyi olan araştırmacılar tarafından belirlenen modelin parametrelerinin kestirilmesinde yardımcı olur.

DFA'ne ilişkin bağımlı ve bağımsız değişkenler için genel modeller,

$$x = \Lambda_x \xi + \delta \quad (2.7)$$

$$y = \Lambda_y \eta + \epsilon \quad (2.8)$$

olarak gösterilir. Eşitlik (2.7), x değişkenleri için DFA modeli, eşitlik (2.8) y değişkenleri için DFA modelidir. x ve y sırasıyla gözlenen dışsal ve içsel değişkenler vektörü; ξ ve η ortak faktörler (veya sırasıyla gizli dışsal ve gizli içsel değişkenler) vektörü; Λ_x ve Λ_y , faktör yükleri matrisi; δ ve ϵ artık veya teklik faktörler vektörüdür. Artık vektörlerin varyansı ise Θ_δ ve Θ_ϵ ile gösterilir [18].

Eşitlik (2.7) ve (2.8)'deki gözlenen ve gizli değişkenler, ortalamalarından çıkarılarak merkezileştirildiği için beklenen değerleri sıfıra eşit olur. ($E(x) = E(y) = E(\xi) = E(\eta) = E(\delta) = E(\epsilon) = 0$). Bu varsayım, sadece orjinin değişmesine neden olur, değişkenler arasındaki kovaryansı etkilemez ve modelin esnekliğini sınırlandırmaz.

DFA'nın temel hipotezi YEM ve Yol Analizinde olduğu gibi eşitlik (2.1)'e dayanır. Eşitlik (2.7) dikkate alınacak olursa, $\Sigma(\theta)$ 'yi elde etmek için eşitlik (2.7)'nin devriği ile çarpımının beklenen değeri alınır,

$$\Sigma = E(xx') = E[(\Lambda_x \xi + \delta)(\Lambda_x \xi + \delta)'] \quad (2.9)$$

olarak elde edilir. $E(\xi\xi') = \Phi$, $E(\delta\delta) = \Theta$ ve $E(\xi\delta) = 0$ olduğu bilindiğine göre kovaryans matrisi,

$$\Sigma(\theta) = \Lambda_x \Phi \Lambda_x + \Theta_\delta \quad (2.10)$$

olarak belirlenir. Bu önemli eşitlik kovaryans eşitliği olarak adlandırılır [5].

DFA'da model tanımlanabilirliği, Λ_x, Φ ve Θ_δ 'daki yapısal parametreler bir veya birden çok çözümün olup olmamasına bağlıdır. Eğer parametreler için bir çözüm bulunamıyorsa model tanımlı değildir. Bir modelin tanımlı olup olmadığının belirlenebilmesi için DFA'da basit tanımlanabilirlik kuralları vardır. Bunlar, t-kuralı¹, üç gösterge kuralı ve iki gösterge kuralıdır [5].

Yol Analizinde olduğu gibi DFA'da da modelin tanımlı olduğu belirlendikten sonra sonra parametreler kestirilir. DFA'da parametrelerin kestiriminde EÇO, GEKK ve bazı kaynaklarda EKK olarak da adlandırılan Ağırlıklandırılmamış EKK (AEKK) yöntemleri kullanılmaktadır. Her iki analiz için de parametre kestiriminin amacı, modelden elde edilen (implied) kovaryans matrisi $\hat{\Sigma}$ 'nın, örneklem kovaryans matrisi S'ye mümkün olduğunca yakın olmasıdır. Bu bağlamda DFA için parametre kestirim yöntemleri eşitlik (2.11), (2.12) ve (2.13)'de verilmiştir [5]:

$$F_{EÇO} = \log|\Sigma(\theta)| + \text{tr}[\Sigma^{-1}(\theta)] - \log|S| - q \quad (2.11)$$

$$F_{GEKK} = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \left[I - \Sigma(\theta) S^{-1} \right]^2 \right\} \quad (2.12)$$

$$F_{AEKK} = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \left[S - \Sigma(\theta) \right]^2 \right\} \quad (2.13)$$

Kestirilen katsayılardan sonra şu sorular akla gelebilir: Katsayılar beklenen doğru işarete sahip midir? Etkilerin büyüklüğü önceki araştırmalarla uyum göstermekte midir? Eğer göstermiyorsa, bu farklılığı açıklayacak iyi gerekçeler var mıdır? Kestirilen değerler istatistiksel olarak önemli midir? Model değerlendirilmesinde bu sorulara yanıt bulmak için uyuma ilişkin bir istatistiksel kriter bulunur. Bu uyum kriterleri geneldir ve Yol Analizi modellerine, genel YEM'lere de uygulanabilir².

¹ Yol Analizinde olduğu gibi tanımlanabilirlik için en yaygın kural olan t-kuralı Kısım 2.5.2.1'de ayrıntılı olarak verilmiştir

² DFA'nın son iki aşaması olan model test etme ve model modifikasyonu adımları Kısım 2.5.4 ve Kısım 2.5.5'de detaylı olarak verilecektir.

2.5. GENEL YAPISAL EŞİTLİK MODELLERİ

Genel YEM, DFA modeli olarak bilinen ölçüm modeli ile gizli değişkenli Yol Analizi modeli olarak bilinen gizli değişken modelin birleşmesinden oluşur. Yol Analizinde olduğu gibi, genel YEM'in belirlenmesi de doğrudan ve doğrudan olmayan nedensel etkiler için hipotezlerin testine imkan vermektedir. Genel YEM'in Yol Analizinden farkı, bu etkilerin gizli değişkenler içermesidir.

Yol Analizi ve DFA'da olduğu gibi genel YEM'de model belirleme, model tanımlama, model kestirimi, model testi ve model modifikasyonu olmak üzere 5 adımdan oluşmaktadır.

2.5.1. Model Belirleme

Genel YEM'i belirleme aşamasında farklı ölçüm modelleri ve farklı gizli değişken modelleri oluşturulabilir. Bu modeller, her bir gözlenen değişkene hangi gizli değişken veya değişkenlerin yükleneceği, gizli değişken çiftlerinin hangisinin veya hangilerinin ilişkili olacağı, ölçüm hataları arasında ilişki olup olmayacağı gibi temel bilgiler doğrultusunda oluşturulur. Bir modeli belirlerken araştırmacının tecrübesi ve beklentisi, önceden yapılan araştırmalar önemlidir. Model belirleme aşaması YEM'in en temel, en karmaşık ve en zorlu aşamasıdır.

Belirlenen (test edilen) model, doğru model ile tutarlı değilse model yanlış belirlenmiş demektir. Doğru model ile test edilen model arasındaki fark, herhangi bir değişken ya da parametrenin modele dahil edilmesi ve/veya edilmemesi sonucunda ortaya çıkabilir. Yanlış belirlenmiş model, ölçüm hatası olarak da bilinen yanlış parametre kestirimlerine neden olabilir [2]. Bu nedenle, aslında model oluşturma değil model test etme yöntemi sayılan YEM'de model belirleme aşaması oldukça önemlidir.

YEM'in ilk bileşeni eşitlik (2.14)'de verilen gizli değişken modelidir. Bu model eşitlik (2.2)'nin gizli değişkenlere uyarlanmış biçimidir [5].

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (2.14)$$

Burada,

- B : mxm boyutlu gizli içsel değişkenler arasındaki katsayılar matrisini
 η : mx1 boyutlu gizli içsel değişken vektörünü
 Γ : mxn boyutlu gizli içsel değişkenler ile gizli dışsal değişkenler arasındaki katsayılar matrisini
 ξ : nx1 boyutlu gizli dışsal değişken vektörünü
 ζ : mx1 boyutlu karışıklık terimleri vektörünü göstermektedir.

Genel sistemin ikinci bileşeni ise eşitlik (2.7) ve (2.8)'de verilen ölçüm modelleridir.

Genel YEM'i oluşturmak için $B, \Gamma, \Lambda_y, \Lambda_x, \Phi, \Psi, \Theta_\delta$ ve Θ_ϵ matrislerinin belirlenmesi gerekmektedir. Matrislerin belirlenebilmesi için, araştırma yapılan alandaki temel bilginin güçlü olması gerekmektedir [5].

Yol Analizinde ve DFA'da olduğu gibi modelden elde edilen kovaryans matrisi oluşturmak için matrisin her bir elemanının belirlenmesi gerekmektedir. Bu bağlamda ilk olarak gözlenen y değişkeninin kovaryans matrisi Σ_{yy} olmak üzere,

$$\Sigma_{yy}(\theta) = E(YY') = E\left[(\Lambda_y\eta + \epsilon)(\eta'\Lambda_y' + \epsilon')\right] = \Lambda_y E(\eta\eta')\Lambda_y' + \Theta_\epsilon \quad (2.15)$$

olarak elde edilir. Eşitlik (2.14)'ün indirgenmiş biçimi olan $\eta = (I - B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)$, eşitlik (2.15)'de yerine konulursa,

$$\Sigma_{yy}(\theta) = \Lambda_y (I - B)^{-1} (\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi) \left[(I - B)^{-1} \right]' \Lambda_y' + \Theta_\epsilon \quad (2.16)$$

elde edilir. Ψ , mxm boyutlu karışıklık terimleri arasındaki kovaryans matrisini göstermektedir. y'nin elde edilen bu kovaryans matrisi yukarıda belirlenen sekiz matristen altısını içeren oldukça karmaşık bir fonksiyondur.

y ve x arasındaki kovaryans matrisi,

$$\Sigma_{yx}(\theta) = E(yx') = E\left[(\Lambda_y\eta + \epsilon)(\xi'\Lambda_x' + \delta')\right] = \Lambda_y E(\eta\xi')\Lambda_x' \quad (2.17)$$

η yerine $(I - B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)$ yazılırsa;

$$\Sigma_{yx}(\theta) = \Lambda_y(I-B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x' \quad (2.18)$$

elde edilir.

Son olarak x'in kovaryans matrisi ise eşitlik (2.10)'da verildiği gibidir.

(2.16), (2.18) ve (2.10) nolu eşitlikler tek bir matris altında birleştirilirse, model parametrelerinin bir fonksiyonu olarak gözlenen x ve y değişkenleri için modelden elde edilen kovaryans matrisi,

$$\Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} \Lambda_y(I-B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma'+\Psi)\left[(I-B)^{-1}\right]' \Lambda_y' + \Theta_\epsilon & \Lambda_y(I-B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x' \\ \left(\Lambda_y(I-B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x'\right)' & \Lambda_x\Phi\Lambda_x' + \Theta_\delta \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

olarak elde edilmiş olur. Eşitlik (2.19)'da, $\Theta_\epsilon = 0$, $\Theta_\delta = 0$, $\Lambda_y = I_p$ ve $\Lambda_x = I_q$ ise eşitlik (2.6)'daki modelden elde edilen kovaryans matrisine, benzer şekilde, $B = 0$, $\Gamma = 0$, $\Theta_\epsilon = 0$, $\Lambda_y = 0$ ve $\Psi = 0$ olduğu durumda ise eşitlik (2.10)'daki modelden elde edilen kovaryans matrisine ulaşılmaktadır [5].

2.5.2. Model Tanımlanabilirliği

Tanımlanabilirlik konusu, Eşzamanlı Eşitlik Modelleri ve Faktör Analizinde olduğu gibi YEM için de önemlidir. Eğer bilinmeyen parametreler vektörü $\theta_1 \neq \theta_2$ iken $\Sigma(\theta_1) = \Sigma(\theta_2)$ 'de hiçbir θ_1 ve θ_2 vektörü tanımlı değilse, θ 'daki parametreler global olarak tanımlıdır. Matematiksel olarak tanımlanabilirliğin ortaya konulması, θ 'daki her bir elemanın, Σ 'nın tanımlı olduğu bilinen bir ya da daha çok elemanına göre çözülmesidir. Eğer θ 'daki bütün parametreler tanımlı ise model de tanımlıdır [5].

Modelin tanımlanabilirliği araştırmalarında modeldeki her bir parametre serbest (free), sabit (fixed) ya da kısıtlı (constrained) parametre olarak belirlenmelidir. Serbest parametre, bilinmeyen ve kestirilmesi gereken parametredir. Sabit parametre, serbest olmayan fakat belirli bir değere eşitlenmiş bir parametredir. Bu belirli değer genelde 0 veya 1'dir. Kısıtlı parametre ise bilinmeyen bir parametredir; fakat diğer parametre veya parametrelere eşitlenerek kısıtlanmıştır. Model tanımlanabilirliği, serbest, sabit ve kısıtlı parametrelerin belirlenmesine bağlıdır [2].

Model, az tanımlı, tam tanımlı veya fazla tanımlı olabilir. Eğer örneklem varyans-kovaryans matrisinde bilgi yetersizliği nedeniyle bir veya daha çok parametre hesaplanamıyorsa model az tanımlıdır veya tanımlı değildir. Eğer örneklem varyans-

kovaryans matrisinde bilginin tam olmasından dolayı parametreler tek bir değerle kestirilebiliyorsa model tam tanımlıdır. Örnekleme varyans-kovaryans matrisindeki fazla bilgi nedeniyle parametreler için birden fazla kestirim elde ediliyorsa model fazla tanımlıdır. Bir modelin tanımlı olması için tam ya da fazla tanımlı olması gerekir. Eğer model az tanımlı ise parametre kestirimleri güvenilir değildir ve serbestlik derecesi 0 ya da negatiftir.

YEM'in tanımlanabilir olması için model parametrelerinin üzerine bir kısıt koymak gerekmektedir. Kısıt koyulmayan YEM'i genelde az tanımlı olur ve parametre kestirimi gerçekleştirilemez. En genel kısıtlar, B, Γ, Φ ve Ψ matrislerinin bazı elemanlarının sıfıra ya da diğer bazı sabitlere eşitlenmesiyle oluşturulur.

Tanımlanabilirlik için gerekli olan iki kısıt vardır. Bu kısıtlar Eşitlik (2.14)'de ortaya çıkmaktadır. İlk kısıt, B 'nin köşegen elemanlarının 0'a sabitlenmesidir. Bu normalleştirme geleneği olarak da adlandırılır. Bu durumun sağlanmaması durumunda YEM az tanımlı olur. İkinci kısıt Eşitlik (2.14)'de ζ için katsayılar matrisini (yinelemeli modeller için) birim matris olarak varsaymaktadır. Bu durum, her ζ 'nin, 1 katsayısıyla sadece bir eşitlikte ortaya çıkması anlamına gelmektedir. ζ vektörü, y ve x 'den farklı olarak doğrudan gözlemlenemeyen değişkenler içerir [5].

Tanımlanabilirliğin ispatı için $\Sigma = \Sigma(\theta)$ eşitliğinden yararlanılmasına rağmen, çok değişkenli modellere uygulamak zordur. Bu durumda tanımlanabilirliğin belirlenmesinde aşağıda verilecek kurallardan yararlanılabilir.

2.5.2.1. t-Kuralı

Yol Analizi ve DFA'da da geçerli olan t-kuralı tanımlanabilirlik için gerekli ama yeterli olmamakla birlikte uygulanması oldukça kolaydır. t kuralı, gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisindeki gereksiz olmayan elemanların sayısının, θ 'daki bilinmeyen parametrelerin sayısına eşit veya daha büyük olmasıdır.

$$t \leq \frac{1}{2}(p+q)(p+q+1) \quad (2.20)$$

Burada $(p+q)$ gözlenen değişkenlerin t ise θ 'daki serbest parametrelerin sayısını verir. t-kuralı, modelin az tanımlı olduğunu daha çabuk ortaya çıkardığı için oldukça kullanışlıdır. Bu kuralın dezavantajı tanımlanabilirliği garanti etmemesidir. Bu nedenle farklı kurallar geliştirilmiştir.

2.5.2.2. İki-Adım Kuralı

Adından da anlaşılacağı gibi bu kural iki adımdan oluşmaktadır ve tanımlanabilirlik için yeterli bir koşuldur. Oluşturulan modelin DF modeli gibi değerlendirilmesi söz konusu kuralın ilk adımıdır. Bunun için, orijinal x ve y 'nin x değişkeni gibi, orijinal ξ ve η 'nün ξ değişkeni gibi değerlendirilmesi gerekir. Bu durumda B, Γ ve Ψ matris elemanlarını göz ardı edilmektedir. Bir DFA gibi yeniden formüle edilen modelin tanımlı olup olmadığının belirlenebilmesi için DFA'da geçerli olan tanımlanabilirlik kuralları uygulanabilir. Model tanımlı ise ikinci adıma geçilir. Modelin tanımlı olmadığına karar verilmesi durumunda, bu tanımlanabilirlik kuralının uygun olmadığı söylenir.

İkinci adımda, gizli değişken modeli incelenir. Her bir gizli değişken, hatasız ölçülmüş bir gözlenen değişken gibi ele alınır. Daha sonra B, Γ ve Ψ parametrelerinin tanımlı olup olmadığı Yol Analizindeki tanımlanabilirlik kurallarına göre belirlenir. Eğer birinci adımdaki ölçüm modeli parametreleri ile ikinci adımdaki gizli değişken modeli parametreleri tanımlı ise tüm modelin tanımlı olduğu söylenir [5].

2.5.2.3. MIMIC kuralı

Bazı araştırmacılar genel YEM'in özel bir durumu olan Çoklu Gösterge ve Çoklu Nedenler (**M**ultiple **I**ndicator and **M**ultiple **C**auses - MIMIC) modeline dikkat çekmektedir. Bu modeller tek bir gizli değişkeni olan gözlenen değişkenleri içerir. Bu model için eşitlikler aşağıdaki gibidir.

$$\begin{aligned}\eta_1 &= \Gamma x + \zeta_1 \\ y &= \Lambda_y \eta_1 + \epsilon \\ x &= \xi\end{aligned}\tag{2.21}$$

MIMIC modellerin tanımlanabilirliği, p (y değişkeninin sayısı) ≥ 2 ve q (x değişkeninin sayısı) ≥ 1 ise sağlanmaktadır. Bu kural tanımlanabilirlik için yeterli bir koşuldur [5].

2.5.3. Model Kestirimi

Modelin tanımlı olduğu gösterildikten sonra hipotezlenen yapısal modeldeki parametrelerin kestirimi aşamasına geçilir.

YEM'in eşitlik (2.1) ile açıklanan temel hipotezinde, eğer YEM doğru ve kitle parametreleri biliniyorsa, o zaman Σ , $\Sigma(\theta)$ 'ya eşit olacaktır. Uygulamada kitle varyans ve kovaryansları ya da parametreler genellikle bilinmez. Bu durumda bilinmeyen parametreler örneklem kovaryans matrisine dayalı olarak kestirilmeye çalışılır. Örneklem kovaryans matrisinin (S), örneklem bilinmeyen parametreler matrisine ($\hat{\Sigma}$) mümkün olduğunca yakın olması gerekir. Bu yakınlığın belirlenebilmesi için en küçüklenecek bir fonksiyona ihtiyaç vardır. Bu fonksiyon, S'ye ve $\Sigma(\theta)$ 'ya dayalı $F(S, \Sigma(\theta))$ uyum (fitting) fonksiyonudur. $\hat{\theta}$ için uyum fonksiyonunun değeri, $F(S, \hat{\Sigma})$ 'dır. Uyum fonksiyonunun özellikleri aşağıdaki gibidir.

1. $F(S, \Sigma(\theta))$ bir skaldır.
2. $F(S, \Sigma(\theta)) \geq 0$ eşitsizliđi geçerlidir.
3. Sade ve sadece $S = \Sigma(\theta)$ ise $F(S, \Sigma(\theta)) = 0$ 'dır,
4. $F(S, \Sigma(\theta))$, S ve $\Sigma(\theta)$ 'da süreklidir.

Browne (1984,1966)'a göre, bu kořulları sađlayan en küçük uyum fonksiyonu θ 'nın tutarlı kestirimlerini sađlamaktadır [5].

YEM parametre kestirimlerinde en sık kullanılan uyum fonksiyonları; EÇO, AEKK ve GEKK'dir. θ 'daki parametrelerin farklı olmasına rađmen, kestirim yöntemleri Yol Analizine ve DFA'ya benzerlik göstermektedir.

2.5.3.1. En Çok Olabilirlik Yöntemi

Genel YEM için en yaygın kullanılan uyum fonksiyonu EÇO fonksiyonudur. En küçüklenmiş uyum fonksiyonu,

$$F_{EÇO} = \log |\Sigma(\theta)| + tr(S\Sigma^{-1}(\theta)) - \log |S| - (p + q) \quad (2.22)$$

olarak elde edilir. S ve $\Sigma(\theta)$ matrisleri pozitif tanımlı (tekil olmayan) matrislerdir [5].

Genelde, $F_{EÇO}$, yapısal parametrelerin oldukça karmaşık doğrusal olmayan fonksiyonlarıdır ve tam çözüm hiç bir zaman elde edilemez. Bu durumda $F_{EÇO}$ 'yi en küçükleyecek B, Γ , Φ ve Ψ matrislerinde serbest ve kısıtlı parametreleri bulmak için iteratif sayısal yöntemler kullanılması uygun olur.

Küçük örneklerde yanlı olabilmesine rađmen EÇO kestirimleri, istatistiksel olarak bazı önemli özelliklere sahiptir. Bu özelliklerin belli başlıcaları; asimptotik olarak

yansız, tutarlı ve en küçük varyanslı olması; ayrıca kestirilecek parametrenin standart hatasının bilinmesi durumunda, kestirilecek parametrenin standart hatasına oranının, büyük örneklem için standart normal dağılıma yaklaşması olarak sayılabilir. Ayrıca $F_{E\check{O}}$ 'da, ölçekte sabitlik ve bağımsızlık önemli bir diğer özelliktir.

$F_{E\check{O}}$ kestirimleri fazla tanımlı modeller için kapsamlı uyum testi sağlamaktadır. $(N-1)F_{E\check{O}}$ 'in asimptotik dağılımı $(p+q)$ gözlenen değişken sayısı ve k bilinmeyen parametre sayısı olmak üzere, $\frac{1}{2}(p+q)(p+q+1)-t$ serbestlik dereceli ki-kare dağılımına sahiptir [5].

2.5.3.2. Ağırlıklandırılmamış En Küçük Kareler Yöntemi

AEKK kestirimleri dağılımsal varsayımlara sahip değildir. AEKK uyum fonksiyonu aşağıda gösterildiği gibidir [5].

$$F_{AEKK} = \frac{1}{2} tr \left[(S - \Sigma(\theta))^2 \right] \quad (2.23)$$

EKK yöntemine benzerlik göstermekle birlikte, EKK ile AEKK arasındaki temel fark, EKK'nın bireysel gözlemler için kestirilen ve gözlenen y 'leri dikkate alması; AEKK'in ise gözlenen ve kestirilen kovaryanslara odaklanmasıdır. F_{AEKK} 'da $(S - \Sigma(\theta))$ artık matrisini oluşturan elemanların kareler toplamı en küçüklenir. Bu durumda artık matrisi, örneklem kovaryans matrisi ile modelden kestirilen kovaryans matrisi arasındaki farktan oluşur.

AEKK ve E\check{O} yöntemlerinde farklı uyum fonksiyonları kullanıldığı için farklılık beklense de AEKK ve E\check{O} kestirimleri oldukça yakın çıkmaktadır. Fakat karmaşık modellerde, bilinmeyen parametreler için basit AEKK çözümleri uygun sonuçlar vermemekte; bu gibi durumlarda E\check{O} yöntemindeki iteratif yöntemler uygun olmaktadır.

θ 'nın asimptotik olarak en etkin kestiriciler sağlamaması AEKK yönteminin dezavantajlarından biridir. E\check{O} kestiricileri daha büyük etkinlik verir. AEKK yönteminin ne ölçekte bağımsız ne de ölçekte sabit olması ikinci dezavantajdır. F_{AEKK} değerleri, kovaryans matrisi yerine korelasyon matrisi çözümlendiği zaman farklı sonuçlar vermektedir. Daha genel olarak ölçek değiştiği zaman sonuçlar değişmektedir.

2.5.3.3. Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemi

F_{AEKK} , S ve $\Sigma(\theta)$ arasındaki kareler sapmasını en küçüklediği için EKK yöntemine benzerlik gösterdiğinden söz etmiştik. F_{AEKK} 'daki temel problem, $(S - \Sigma(\theta))$ artık matrisinin bütün elemanlarının aynı varyans-kovaryanslara sahipmiş gibi ağırlıklandırmasıdır. Bu durum, regresyon analizinde otokorelasyon ve eşit olmayan varyanslılık durumunda EKK yönteminin uygulanmasının uygun olmamasıyla benzerlik göstermektedir. Regresyon analizinde bu varsayımların sağlanmamasının yol açtığı sorunları düzeltmek için gözlemleri ağırlıklandıran GEKK kullanılır. Bu bağlamda GEKK uyum fonksiyonunun genel biçimi,

$$F_{GEKK} = \frac{1}{2} tr \left(\{ [S - \Sigma(\theta)] W^{-1} \}^2 \right) \quad (2.24)$$

olarak yazılır. W^{-1} , artık matris için bir ağırlıklandırma matrisidir. W^{-1} , ya $N \rightarrow \infty$ iken pozitif-tanımlı matrise olasılıkla yakınsayan rasgele bir matris, veya sabitlerin pozitif-tanımlı matrisidir. F_{AEKK} , $W^{-1} = I$ olduğu durumda F_{GEKK} 'nın özel bir halidir. $F_{E\check{C}O}$ 'da ve F_{AEKK} 'de olduğu gibi, F_{GEKK} 'de de $\hat{\theta}$, θ 'nın tutarlı bir kestirimidir [5].

F_{GEKK} , $F_{E\check{C}O}$ 'da olduğu gibi $(N-1)F_{GEKK}$, $\frac{1}{2}(p+q)(p+q+1) - t$ serbestlik dereceli asimptotik ki-kare dağılır [5].

Sonuç olarak E\check{C}O ve GEKK yöntemleri AEKK yönteminden farklı olarak ölçekte sabit ve bağımsızdır. Ayrıca E\check{C}O ve GEKK kestirim yöntemlerinin AEKK yöntemine göre diğer bir farklılığı, gözlenen değişkenlerin çok değişkenli normal dağılmaması durumunda da bu iki yöntemin kullanılabilmesidir [19].

2.5.3.4. Diğer Yöntemler

Yinelemeli modeller için yukarıda açıklanan kestirim yöntemlerinin kullanılması uygun iken yinelemeli olmayan modeller için uygun olan kestirim yöntemi iki aşamalı EKK'dır. Ayrıca bu modeller için üç aşamalı EKK ve tam-bilgi E\check{C}O yöntemleri de kullanılabilir. Bu yöntemler Johnston(1984), Wonnacott ve Wonnacott (1979) ve Fox(1984)'un çalışmalarında ayrıntılı olarak açıklanmıştır [5].

2.5.4. Model Testi

Bu kadar popüler olmasına rağmen, YEM'in uygulamasında halâ kesin olarak bir sonuca bağlanmayan konular vardır. Bu konuların başında, model uyumunun nasıl

değerlendirileceği ve özellikle rakip modeller arasında nasıl seçim yapılacağı konusu gelmektedir [20]. En iyi sonucu veren kesin bir kriter olmamasına rağmen, bir çok uyum iyiliği kriteri belirli stratejilerde kullanılmak üzere geliştirilmiştir.

Belirlenen bir YEM için parametre kestirimleri elde edildikten sonra araştırmacı, verinin modele uyumunu belirlemelidir. Genel YEM için ölçüm modeli ve gizli değişken modelinin uyumlarının değerlendirilmesi birbirinden bağımsızdır. Bu bağımsızlığın temel mantığı, çoğu parametre kestirimi gizli değişkenler arasındaki ilişkileri tanımlayan gizli değişken modelinden ziyade, gizli değişkenler ile gözlenen değişkenler arasındaki ilişkilerin tanımlandığı ölçüm modelinde tanımlanır [21]. Gizli değişken modelinin testinden önce ölçüm modelinin verilere uyumlu olup olmadığı test edilmelidir. Belirlenen ölçüm modeli veriye uyumlu değilse, gizli değişken modelinin testine geçmeden önce ölçüm modeli değiştirilmelidir [22]. Bu nedenle literatürde uyum kriterleri konusunda yapılan benzetim çalışmalarının çoğu ilk olarak ölçüm modelleri üzerine yapılmaktadır.

Model uyumu iki yönlü düşünülebilir. İlki modelin bireysel parametrelerinin uyumunun incelenmesidir. Bireysel parametreler üç ana özellikte düşünülebilir. Birinci özellik, serbest bir parametrenin 0'dan farkının önemli olup olmadığıyla ilgilidir. Parametre kestirimleri elde edildiğinde, her kestirimin standart hatası da hesaplanmış olur. Parametre kestiriminin standart hataya oranı kritik bir değere eşit olur. Bu kritik değer belirlenen α düzeyinin beklenen değerinden büyükse parametre 0'dan önemli derecede farklıdır. İkinci özellik, parametre işaretinin araştırmacının beklediği yönde çıkıp çıkmadığıdır. Örneğin daha çok eğitim almak, daha yüksek gelir düzeyi demektir ve aralarındaki kestirimin pozitif işaretli çıkması beklenir. Üçüncü özellik parametre kestirmelerinin, beklenen değerler içinde olmasıdır. Örneğin varyansın negatif bir değere sahip olmaması veya korelasyonun 1'i aşmaması gibi belirli durumlar sayılabilir [2].

Model uyumunun ikinci yönü ise, model uyum kriterleri olarak bilinen kapsamlı ölçümleridir. Kapsamlı uyum ölçümleri $\Sigma = \Sigma(\theta)$ hipotezinin geçerli olup olmadığının değerlendirilmesini yapar. Hipotez geçerli değilse, Σ 'nın $\Sigma(\theta)$ 'dan farkının ölçülmesini sağlar. Bunların hesaplanmasında kitle parametreleri, Σ ve $\Sigma(\theta)$ yerine sırasıyla örneklemden elde edilen S ve $\Sigma(\hat{\theta})$ değerleri kullanılır.

Kapsamlı model uyum kriterlerinin temel avantajı, tüm modeli değerlendirmesi yanında eşitlikler ve parametre kestirimleri gibi model bileşenlerinin uyumu

tarafından açıklanamayan yetersizlikleri belirtebilmesidir. Bu kriterlerin, tam tanımlı modele uygulanamaması ölçümlerin kullanım alanlarını sınırlandırmaktadır. Tam tanımlı modelde S her zaman $\hat{\Sigma}$ 'ya eşit olacak ve kapsamlı uyumun bir konusu olmaktan çıkacaktır. Özetle ifade etmek gerekirse bu ölçümler fazla-tanımlı modeller için uygundur. İkinci sınırlandırma, kapsamlı uyum ölçümlerinin model bileşenlerinin uyumundan farklı olmasından kaynaklanmaktadır. Örneğin kapsamlı uyum iyi olabilir, fakat parametre kestirimleri istatistiksel önemli olmayabilir veya beklenenden farklı işaretli çıkabilir [5].

Çoğu istatistiksel yöntemde olmadığı kadar YEM, uyum kriterlerinin sayısı diğer istatistiksel yöntemlerle kıyaslandığında oldukça önemlidir. Sayıları otuzu bulan uyum kriterlerinden hangisinin en iyi olduğu konusunda bir uzlaşma sağlanamamıştır [23]. Sonuçlar bu kriterlere göre üç farklı bakış açısıyla değerlendirilebilir. Bunlar kesin uyum kriterleri (measures of absolute fit), artımsal uyum kriterleri (incremental fit measures) ve yalınlık uyum kriterleridir (parsimony fit measures). YEM'de ortaya çıkan genel soru "bu kadar uyum kriteri arasında uyumun kabul edilebilir düzeyi nedir?" Bu sorunun cevabını Bollen [5] şöyle açıklamıştır; "*artan uyum kriterleri için tam bir kesim değerinin seçimi çoklu regresyondaki en büyük R^2 'nin seçimi gibidir. Yani herhangi bir değer belirlemek tartışmalı olacaktır. Faktör etkileri ve iyi kararlar, kriterlerin büyüklüğünü değerlendirmede en iyi rehberdir*".

2.5.4.1. Kesin Uyum Kriterleri

Kesin uyum kriterleri, kapsamlı modelin gözlenen kovaryans veya korelasyon matrisini kestirim derecesini belirler. Gizli değişken ve ölçüm modellerinde model uyumunun daha iyi veya daha kötü olup olmaması arasında bir ayırım yapılamaz. Kesin uyum kriterleri arasında Ki-kare istatistiği, Merkezsel Olmayan Parametre, Uyum İyiliği istatistiği, Artık Kareler Ortalamasının Kare Kökü, Yaklaşık Hata Kareler Ortalamasının Kare Kökü ve Beklenen Çapraz Geçerlilik Kriteri gibi kriterler sayılabilir [24].

Uyum kriterlerinin çoğunun temeli olan ve bu kriterler arasında tek istatistiksel test olan Ki-kare istatistiği aşağıda ayrıntılı biçimde açıklanmıştır.

Ki-kare testi

Kapsamlı uyum ölçümlerinin en temel olanı ki-kare test istatistiğidir. Alışılmıştan farklı olarak ki-kare'yi bir test istatistiğinden çok bir uyum ölçümü olarak ele almak

daha yararlı olacaktır. Bu anlamda ki-kare, modelin verilere uyumunu belirlemek için, örneklem kovaryans matrisi ve modelden elde edilen kovaryans matrisi arasındaki farkın ölçümüdür. Ki-kare testi, küçük ki-kare değerinin iyi uyumun, büyük ki-kare değerinin ise kötü uyumun karşılığı olduğu bir kötülük uyum ölçümü olarak da düşünülebilir. Ki-kare değerinin 0 olması mükemmel uyumu gösterir [25]. Ki-kare testi fazla-tanımlanabilirliğin bir testidir. Fazla-tanımlı model, kitleye konulan bir veya daha fazla kısıtlı parametre gerektirir. Ki-kare testinin yokluk hipotezi $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ 'dir. Bu hipotez testi için ki-kare kestirimleri,

$$\begin{aligned}\chi^2 &= (N-1)F_{E\zeta O} \\ \chi^2 &= (N-1)F_{AEKK} \\ \chi^2 &= (N-1)F_{GEKK}\end{aligned}\tag{2.25}$$

olarak elde edilmektedir [10]. Ki-kare yaklaşımı için ileri sürülen varsayımlar aşağıda verilmiştir.

1. x değişkeni dağılımı bir basık olmamalıdır. Basıklık göstermeyen dağılımlardan en bilineni çok değişkenli normal dağılımdır. Uygulamada normal dağılmayan gözlenen değişkenlerde aşırı basıklık vardır. Araştırmacıların, normal dağılmayan veriler üzerinde alternatif ki-kare kestiricileri geliştirme çalışmaları devam etmektedir.
2. Kovaryans matrisi analiz edilmelidir. Jöreskog ve Sörbom [26] korelasyon matrisi analiz edildiğinde, ki-kare kestirimlerinin hatalı sonuçlar vereceğini belirtmişlerdir.
3. Örneklem yeterince büyük olmalıdır. Boomsma [27], örneklem büyüklüğü ile ilgili benzetim çalışmasında genişliği 50'den küçük olan örneklem için ki-kare kestirimlerinin doğru sonuçlar vermeyeceğini belirtmiş ve örneklem genişliğinin en az 100 olmasını önermiştir. Ki-kare testi ile büyük örneklem genişliklerinde aslında uyumlu olan bir modeli uyumlu bulmama, küçük örneklemde ise uyumlu olmayan bir modeli uyumlu bulma eğiliminde sonuçlar bulunabilmektedir. Örneklem genişliğinin çok büyük olduğu durumlarda alternatif testler ile sonuç doğrulanmalıdır.
4. $H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$ tam olarak sağlanması gerekir [5].

Bu varsayımların hepsi sağlansa bile örneklemeden elde edilen model kitleyi tam olarak temsil etmeyebilir. Bu durumda Ki-kare, merkezsel ki-kare dağılımından ziyade merkezsel olmayan ki-kare dağılımı göstermektedir [28]

2.5.4.2. Artımsal Uyum Kriterleri

Artımsal uyum kriterleri, sıfır (null) model olarak da adlandırılan ana modelle, önerilen modelin karşılaştırılmasında kullanılır. Çoğu durumda sıfır modeli gözlenen değişkenlerin mükemmel ölçüldüğü tek bir gizli değişkenli modeldir [24]. Artımsal uyum kriterleri; Düzeltilmiş Uyum İyiliği Kriteri, Tucker-Lewis Kriteri (normlaştırılmamış uyum kriteri olarak da bilinir), Normlaştırılmış Uyum Kriteri, Bağlı Uyum Kriteri ve Karşılaştırmalı Uyum Kriteri olarak sayılabilir.

2.5.4.3. Yalınlık Uyum Kriterleri

Model seçme ve uyum değerlendirmede uygulanan temel yöntemlerden biri, yalınlık (parsimony) uyum kriterleridir. Yalınlık uyum kriterlerinde karşılaştırılan modeller içinde daha az serbest parametreye (ya da daha çok serbestlik derecesine) sahip olan model seçilmektedir [29].

Yalınlığın, kuramsal ve mantıksal bakış açısından model uyumunun değerlendirilmesinde önemli olduğu düşünülmüştür [21]. Yalınlık, parametre kestirimlerinin doğruluğunu etkiler ve alternatif modellerin seçimi için bir kriter olarak değerlendirilir. Bu kriterler uyumun belirli bir düzeye ulaşması için kestirilmesi gereken parametre sayısını kapsamaktadır ve çoklu regresyondaki düzeltilmiş R^2 'ye benzerlik gösterirler. Temel olarak fazla-tanımlı bir model kısıtlı bir model ile karşılaştırılır. Bununla birlikte bu kriterler için bir istatistiksel test uygun değildir, modeller arasındaki karşılaştırmalar ile sınırlıdır. Bu kriterler arasında, Yalınlık Normlaştırılmış Uyum Kriteri, Yalınlık Uyum İyiliği Kriteri, Akaike Bilgi Kriteri ve Tutarlı Akaike Bilgi Kriterleri¹ belli başlı yalınlık uyum kriterleridir [30].

2.5.4. Model Modifikasyonu

YEM'in son adımı verilere uyumu daha iyi olan bir modele ulaşmak için modelin modifikasyonunu içerir. Modelin veriye iyi uyum göstermemesinin başlıca sebebi YEM'in ilk adımı olan model belirleme aşamasında yanlış modelin belirlenmesidir [5]. Eğer hipotezlenen yapısal model daha az memnun edici model uyum kriterine

¹ Akaike Bilgi Kriteri ve Tutarlı Akaike Bilgi kriterleri Kısım 3.1.1. ve Kısım 3.1.2.'de detaylı olarak verilmiştir.

sahipse arařtırmacı, rnekleme kovaryans matrisine daha iyi uyum gsterecek modeli bulmak iin bir belirleme arařtırması yapar. Bunun iin arařtırmacı rneğinin 0'dan nemli derecede farklı olmayan bir parametreyi modelden ıkarır ve/veya ek parametreler ilave eder. Parametreleri ıkarmak iin en yaygın kullanılan prosedrler; a) her bir parametre iin t istatistik deėerlerini t tablo deėerleriyle karřılařtırmak ve b) Wald istatistiėi kullanmaktır. Parametre eklemek iin en yaygın kullanılan teknikler ise; a) en byk Modifikasyon İndeksi semek, b) en byk beklenen parametre deėişim istatistiėi semek, c) Lagrange arpımlar istatistiėini kullanmaktır [2].

Yorumlar ya da kestirimler teorik modeli desteklese de, modeli yeniden belirleme sreci, uyum iyiliėi kriterlerini en byklemek iin daha uygun deneysel kısıtlara sahip kestirilen modeli saėlamak iin gereklidir [24].

3. MODEL DEĞERLENDİRMEDE BİLGİ KRİTERLERİ

İstatistiksel analizde temel zorluk, uygun olan modeli seçmek, kestirmek ve boyutunu belirlemektir. Bu zorluk istatistiksel modelin çok parametre içermesi durumunda daha ağırlık kazanmaktadır. Model değerlendirmenin temel amacı gözlenen verileri iyi anlamaktır.

Araştırmacı istatistiksel model tanımlanabilirliği veya değerlendirilmesi olarak adlandırılan yöntem yoluyla modelin kalitesini inceler ve doğru modele ulaşmak için araştırma yapar. Özellikle son yıllarda literatürde model seçimi veya model değerlendirme konularının ne denli önemli olduklarının farkına varılmıştır. Problem, mevcut veri kümesine uygun bir model seçim kriteri yoluyla farklı modeller arasında en uygun olanının nasıl seçileceğini ortaya çıkarmaktır. Verilen veri kümesini tanımlamak için karşılaştırılan modellerden birinin seçiminde parametre yalınlığını gösteren basit kriterler vardır. Yalınlık için genel kural daha basit (yalın) modelin, daima daha karmaşık bir modele tercih edilmesidir. En iyi modelin, en az karmaşık veya en yüksek bilgiye sahip model olduğu unutulmamalıdır [31].

En yüksek bilgiye sahip en iyi modelin değerlendirilmesine farklı bir yaklaşım, Akaike (1973)'nin çalışmasından sonra popüleritesi artan bilgi teorisi yaklaşımı yoluyla geliştirilmiştir. Bu yaklaşımın genel kuralı, aday modeller arasında en iyi olanı seçmektir. Bu yaklaşımın ilginç özelliği ise rasgele belirlenen anlamlılık düzeyleri ile hipotez testleri içermeyen kriterin en küçük değerine sahip modelin daima diğer modellere tercih edilmesidir [32].

Bilgi kriterleri olarak adlandırılan uyum kriterleri, Akaike (1974) ile Akaike Bilgi Kriterinin faktör analizine uygulanması ile başlamıştır. Daha sonra bir çok araştırmacı tarafından Akaike-tipi bilgi kriterleri geliştirilmiştir. Bilgi Karmaşıklığı-tipi kriterlerin (Information Complexity-type Criteria) geliştirilmesi ise Bozdoğan [33] ile başlamış ve aynı araştırmacının farklı yaklaşımlar ile bu kriterler geliştirilmiştir. Bu kriterlere geçmeden önce bazı kavramları tanımlamak yararlı olacaktır.

Entropi: X rastlantı değişkeninin $H(X)$ ile gösterilen entropisi, bilginin bir ölçüsü olarak Claude E. Shannon tarafından verilmiştir. Entropi, dağılımın düzgünlüğünü ölçer ve dağılıma ilişkin belirsizliğin bir ölçüsüdür. X rastlantı değişkeninin olasılık fonksiyonu $P_X(X)$ iken entropi, $H(X) = -E[\log P_X(X)]$ ile verilir. Entropi, olasılıksal modelin bilinmeyen parametresine dayalıdır ve örneklemeden elde edilir. Entropi standart sapma gibi bir değişim ölçüsüdür. Örneğin μ ortalamalı, σ^2 varyanslı normal dağılımın entropi fonksiyonu $H(X) = \log(\sqrt{2\pi}\sigma)$ 'dir [34].

Kullback-Leibler Bilgisi: Model ve gerçek dağılım arasındaki uzaklığın objektif bir ölçümü varsa, iyi bir çıkarıma yöntemi bu uzaklığı olabildiğince küçük yapmalıdır. Bu tür ölçümlerden biri, Boltzmann'ın genelleştirilmiş entropisidir. Bu terim, Kullback-Leibler bilgisi ya da kısaca K-L olarak bilinir. Tüm bilgi kriterlerinin en geneli olan K-L bilgisi; gözlenen veriye, gerçek dağılıma ve bilinmeyen gerçek model parametrelerine dayalıdır [34].

Fisher Bilgisi ve Fisher Bilgi Matrisi: İstatistiksel kestirim ve sonuç kuramına önemli bir katkı sağlayan Fisher bilgisi ve etkinlik ve yeterlilik kavramları ile yakından ilgilidir. Bu bilgi negatif olmayan bir değerdir, θ parametresine ilişkin bilginin miktarını ölçer ve θ 'nın yansız kestiricisinin doğruluğu ile orantılıdır. Fisher bilgisi ile Kullback-Leibler bilgisinin yeterlilik, etkinlik, toplanabilirlik ve gözlemlerin gruplanmasına ilişkin özellikleri benzerdir [35]

N tane parametre var ise θ , (Nx1) boyutlu bir parametre vektörü, Fisher bilgisi de (NxN) boyutlu Fisher bilgi matrisi biçiminde olur. Fisher bilgi matrisi,

$$[F(\theta)]_{i,j} = E \left[\frac{\partial}{\partial \theta_i} \ln f(X, \theta) \frac{\partial}{\partial \theta_j} \ln f(X, \theta) \right] \quad (3.1)$$

olarak tanımlanmıştır. Fisher bilgi matrisi, pozitif tanımlı simetrik bir matristir [36].

YEM için tek örneklem durumunda kestirilen ters-Fisher bilgi matrisi (IFIM),

$$Est. F^{-1} = \hat{F}^{-1} = \begin{bmatrix} \hat{\Sigma}(\hat{\theta}) & 0 \\ 0 & (2/n)D_{(p+q)}^+ \left[\hat{\Sigma}(\hat{\theta}) \otimes \hat{\Sigma}(\hat{\theta}) \right] D_{(p+q)}^+ \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

olarak tanımlanmıştır. D_p , $p^2 \times p(p+1)/2$ boyutlu dublikasyon (dublication) matrisidir. D_p^+ ise D_p dublikasyon matrisinin Moore-Penrose tersidir ve $D_p^+ = (D_p' D_p)^{-1} D_p'$ 'den elde edilmektedir. D_p^+ matrisi ise $p(p+1)/2 \times p^2$ boyutludur. \otimes işareti, doğrudan (kronecker) çarpımı ifade etmektedir¹ [4].

3.1. AKAIKE-TİPİ BİLGİ KRİTERLERİ

Son yarım yüzyılda Akaike'nin entropisine dayalı bilgi kriterleri, istatistiksel modelleri değerlendirmede temel bir etkiye sahip olmuştur. Akaike-tipi Bilgi Kriterleri, istatistikte iyi modelin önemini tanımada destek olmuştur. Sonuç olarak bir çok istatistiksel modelleme tekniği istatistiğin değişik alanlarında, ekonometride, mühendislikte, psikometri ve diğer alanlarda oldukça gelişmiştir.

Akaike; 1973, 1974, 1977, ve 1981'de ardarda yayınladığı çalışmalar ile istatistiksel veri modelleme, istatistiksel model tanımlanabilirliği veya değerlendirmesi ile ilgili alanların temelini atan ilk araştırmacılardan biri olarak kabul edilmektedir. Akaike, model karmaşıklığını dikkate alan karşılaştırılacak modeller sınıfından, veri analizinde yalın bir model ve en uygun tanımlanabilirlik için bilgi kriterleri olarak da adlandırılan Akaike tipi Bilgi Kriterlerini geliştirmiştir. "Bilgi kriterleri" terimi, AIC'in çıkarımına temel olan Kullback-Leiber Bilgisinden ortaya çıkmıştır. Akaike Bilgi Kriterleri, Neyman ve Pearson (1928, 1933), Wald (1943), Kullback (1959) gibi bir çok araştırmacının çalışmalarında oldukça mantıksal anlatımla incelenmiş olan çok yönlü ve basit bir yöntemdir [37].

Bu çalışmada Akaike tipi bilgi kriterlerinden ve Akaike'nin ilk geliştirdiği bilgi kriteri olan Akaike Bilgi Kriteri (AIC) ile Bozdoğan'ın AIC'e dayalı olarak geliştirdiği Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC) ile Fisher bilgisine dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriterleri (CAICF) incelenmiştir.

3.1.1. Akaike Bilgi Kriteri

AIC, farklı boyutlu modellerin karşılaştırmasında kullanılan güçlü bir model seçme kriteridir. Ayrıca bu kriter, bir örneklem verisinden elde edilen parametre kestirimlerinin farklı örneklem için de kullanılmasından kaynaklanan doğruluk kaybının bir ölçümü olarak yorumlanabilir. Bu bağlamda AIC, orijinal örneklem

¹ Dublikasyon matrisi ve doğrudan çarpım ile ilgili geniş bilgi Ek 1'de verilmiştir.

elde edilen parametre kestirimlerinin farklı örneklemeler için çapraz-geçerliliğin bir ölçümü olarak da kullanılabilir [38].

Genel bilgi kuramına dayalı AIC en çok olabilirliğin genelleştirilmiş biçimi olarak düşünülebilir. Gerçekte $-AIC$, modelin beklenen entropisinin uygun bir kestirimidir ve AIC entropi ile büyütülür. AIC ayrıca entropinin genelleştirilmesine, yani K-L'nin en küçüklemesine de dayalıdır. AIC, modelin ortalama beklenen olabilirliğinin logaritmasının asimptotik yansız kestiricisi olarak ortaya çıkmaktadır [34].

θ , k boyutlu bilinmeyen parametreler vektörü, $\hat{\theta}$, θ 'nin en çok olabilirlik kestiricisi ve $L(\hat{\theta})$, k bilinmeyen parametrelilik olabilirlik fonksiyonu olmak üzere AIC aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

$$AIC = -2\log L(\hat{\theta}) + 2k \quad (3.3)$$

En küçük AIC değerine sahip model en iyi modeldir. AIC, ortalama beklenen olabilirliğin logaritmasının -2 katının yansız kestiricisidir. Eşitlik (3.3)'de ilk terim, parametre kestiriminde EÇÖ yöntemi kullanıldığında uyum kötülüğünün veya yanlışlığın bir ölçümü olduğu için uyum eksikliği terimi, ikinci terim ise karmaşıklık güvenilirliğini azalttığı için cezanın (penalty) bir ölçümü veya birinci terimdeki yanlışlığı telafi etmenin bir ölçümü olduğu için ceza terimi olarak adlandırılır [31].

AIC, EÇÖ kestirimi yapılması ve gerçek modeli içeren parametrik dağılımlar ailesinde uygulanması koşulları altında uygulanabilir.

AIC, gerçek model sonlu boyutlu ise asimptotik olarak tutarlı kestirimler sağlamaz. Hannan'a [39] göre AIC'in bu özelliği mutlak bir kusur olarak ele alınmamalıdır.

3.1.1.1. Yapısal Eşitlik Modellerinde Akaike Bilgi Kriteri

AIC, YEM'de sadece gözlenen ve kestirilen kovaryans matrislerinin iyi uyumunu değil, aynı zamanda bir modelin aşırı uyuma eğilimini de gösterir [24].

YEM ile ilgili olarak literatürdeki çalışmalarda AIC, eşitlik (3.3)'deki olabilirlik fonksiyonunun logaritmasının -2 katının ki-kare dağıldığı varsayımı altında hesaplanmaktadır. YEM analizini gerçekleştiren bilgisayar programlarının çoğu AIC değerini, $-2\log L(\hat{\theta})$ yerine hesaplanan ki-kare değerini kullanarak hesaplamaktadır.

YEM için de, $-2\log L(\hat{\theta})$ 'nin ki-kare dağıldığını göstermek için eşitlik (2.22)'den yararlanılmıştır. AIC kriteri, EÇO kestirimleri altında uygulandığı için bu yöntem ile kestirilen model için sıfır hipotezi ($H_0: \Sigma = \Sigma(\theta)$) ile ilgili olarak olabirlik fonksiyonunun logaritması ($\log L_0$), eşitlik (2.22)'de verilen en çok olabirlik uyum fonksiyonu kullanılarak aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\log L_0 = -\frac{N-1}{2} \left\{ \log |\hat{\Sigma}| + tr(\hat{\Sigma}^{-1} S) \right\} \quad (3.4)$$

Burada $\hat{\Sigma}$, gözlenen değişkenlerin kovaryans matrisinin örneklemden elde edilen kestirimidir. Eşitlik (2.22)'de verilen ve $\hat{\theta}$ 'nin seçimini etkilemeyecek ilgisiz sabitlerin eşitlik (3.4)'de bulunmadığına dikkat edilmelidir. Eşitlik (3.4) olabirlik oran testinin payının logaritmasıdır.

Olabilirlik oran testinin paydasını bulmak için alternatif hipotez (H_1) olabirlik fonksiyonunun logaritmasını ($\log L_1$) en büyüleyecek şekilde seçilmelidir. En az kısıtlı olası H_1 modelinde, $\hat{\Sigma}$ yerine örneklem kovaryans matrisi S konulursa, $\log L_1$ en büyük değerini alır. Benzer şekilde eşitlik (2.22)'deki sabitler çıkarılırsa,

$$\log L_1 = -\frac{N-1}{2} \left\{ \log |S| + tr(S^{-1} S) \right\} = -\frac{N-1}{2} \left\{ \log |S| + q \right\} \quad (3.5)$$

elde edilir. Burada q , gözlenen değişken sayısıdır.

H_1 hipotezi tek başına bilgilendirici değildir ve H_0 'ı sağlayacak tek bir model yoktur. H_1 'in, H_0 'a karşı uyumunun gerçekleşmesi için $\hat{\Sigma}$ 'nin S 'ye eşit olacak şekilde seçilmesi gerekir. Bu durumda H_1 , " $\hat{\Sigma} = S$ " olduğu için herhangi bir tam tanımlı model olabilir. H_1 'de $\hat{\Sigma} = S$ olduğu için, $\log L_0$ ile $\log L_1$ 'in karşılaştırılması, mükemmel uyumlu H_1 ile karşılaştırılan H_0 'ın değerlendirilmesidir. Olabilirlik oranının doğal logaritmasının -2 ile çarpımı, $(-2\log(L_0/L_1))$, H_0 'ın doğru ve $(N-1)$ büyük olması koşuluyla ki-kare dağılmaktadır. Bu bağlamda,

$$-2\log\left(\frac{L_1}{L_0}\right) = (N-1)(\log |\hat{\Sigma}| + tr(\hat{\Sigma}^{-1} S) - \log |S| - q) \quad (3.6)$$

olarak elde edilmektedir. Eşitlik (3.6)'nın sağ tarafındaki ikinci terim eşitlik (2.22)'de verilen EÇO uyum fonksiyonudur. Örneklemden kestirilen bilinmeyen parametreler

vektörü $\hat{\theta}$ 'da değerlendirilen $F_{E\hat{Q}O}$ 'nun $(N-1)$ ile çarpımı, q gözlenen değişkenlerin sayısı ve k , θ 'daki serbest parametrelerin sayısı olmak üzere $\frac{1}{2}(q)(q+1) - k$ serbestlik derecesi ile ki-kare dağılmaktadır [5].

Böylece eşitlik (3.3) ile verilen AIC formülünün ilk teriminin ki-kare değerine eşit olduğu kanıtlanmıştır. Bu durumda AIC,

$$AIC = \chi^2 + 2k \quad (3.7)$$

olarak belirlenir [5]. En küçük AIC değerini veren modelin en iyi olduğu unutulmamalıdır.

3.1.2. Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri

Bozdoğan [31], Akaike'nin prensiplerini bozmadan matematiksel istatistik kurallarını kullanarak AIC'i analitik olarak genişletmiş ve geliştirmiştir. Bu çalışmalar sonucunda, AIC asimptotik olarak tutarlı duruma gelmiş ve doğru modellerin en basitini seçmek için daha sıkı olarak fazla-parametreleşmeyi cezalandırılmıştır [40]. Bozdoğan [31] tarafından önerilen AIC tabanlı çıkarımların ilki CAIC'dir. Bu kriter, AIC'in hem tutarsızlığının hem de temel modelin fazla kestirim karmaşıklığına olan eğiliminin üstesinden gelmek için ortaya çıkarılmıştır.

Eşitlik (3.2)'nin son terimi olan bilinmeyen parametrenin 2 ile çarpılması AIC formülünün çıkarımında oldukça şüphelidir. Bununla birlikte Rissanen (1978) bu sayının rasgele seçildiğini belirtmiştir [31]. Çalışmalarda bu sayının yeterliliği, 2'den büyük olup olmayacağı, nasıl seçildiği, seçilmesinin nelere bağlı olduğu gibi sorulara cevap aranmıştır. Bhansali ve Downham (1977) çalışmalarında 2'nin yerine α sabitini koyarak bu sabitin 1 ile 4 arasında değerler alabileceği şeklinde bir genelleme yapmıştır [41]. Bozdoğan [14, 19, 31, 33] ise AIC'in genişletilmesi ile ilgili çalışmalarında bu değer yerine AIC'de tutarlılığı sağlayacak farklı sabitler denemiştir.

Genel anlamda model seçimindeki önemli çelişki, az uyum ve fazla uyum risklerinin en uygun şekilde nasıl dengede tutulacağı ve en çok olabilirlik kestirimleri kullanıldığında yanlılığın en uygun olarak nasıl ayarlanacağıdır. AIC'in çıkarımındaki yanlılık, büyüklüğü bilinmeyen fakat deterministik bir sabit olan merkezsiz olmama parametresinden kaynaklanmaktadır. Merkezi olmama parametresi, sadece gözlem sayısına değil kestirim yöntemine de bağlıdır. Farklı örneklem genişlikleri için merkezsiz olmama parametresindeki dağılımsal değişim, yanlılığın düzelmesini

kanıtlamada önemlidir. Merkezsel olmama parametresi temel modele göre değişeceğinden çok büyük bir merkezsel parametreye sahip olunmak istenmez. Bu parametre test yönteminin gücünü belirler ve başlangıç verisinin temeline dayanarak elde edilen merkezsel olmama parametresinin kestirimi karşılaştırılacak modeller arasında seçim yapmak için gereklidir. Bu anlamda Bozdoğan [31], merkezsel olmama parametresinden yola çıkarak CAIC'e ulaşmıştır ve kriteri aşağıdaki eşitlikle açıklamıştır.

$$CAIC = -2 \log L(\hat{\theta}) + k[(\log n) + 1] \quad (3.8)$$

En iyi model AIC'deki gibi en küçük CAIC değerini veren modeldir. Eşitlik (3.8)'de yer alan örneklem genişliğine (n) dayalı düzeltme terimi, AIC'in fazla kestirim karmaşıklığını telafi etmek için kullanılır [42].

CAIC'in en küçüklenmesi, AIC'in en küçüklenmesinden daha az parametrelili modelin seçimiyle sonuçlanacaktır. Çünkü CAIC, ceza terimini artırır. Monte Carlo benzetim çalışmalarında daha az parametrelili modellerin seçimine göre CAIC'in, AIC'den daha çok tutucu olduğu bulunmuştur [38].

CAIC, $-2 \log L(\hat{\theta}) + k \log n$ formülüne sahip olan Schwarz kriterine benzemektedir, fakat eşitlik (3.8)'deki $k \log n + k$ terimi "ceza terimini" artırmanın etkisidir. Sonuç olarak CAIC'in en küçüklenmesi, genelde AIC'in en küçüklenmesi yoluyla elde edilen modellerden daha az boyutlu modellere götürür.

Bozdoğan [31] tarafından önerilen CAIC'in YEM'de kullanılması AIC ile benzer biçimde $-2 \log L(\hat{\theta})$ ki-kare dağıldığı varsayımı altında,

$$CAIC = \chi^2 + k(\log n + 1) \quad (3.9)$$

olarak elde edilmiştir [43]

3.1.3. Fisher Bilgisine Dayalı Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri

Fisher Bilgisine Dayalı Akaike Bilgi Kriteri (CAICF), ceza terimine Fisher bilgi matrisinin eklenmesiyle, CAIC'e farklı bir yaklaşım getirmiştir.

Bozdoğan [31], EÇO kestirimlerinin büyük örneklem için dağılımsal özelliklerini kullanarak AIC'in prensiplerinden sapmaksızın analitik olarak AIC'i genişletmek için beklenen entropinin -2 ile çarpımında farklı bir kestirim önermiştir. Bu biçimde

CAICF, ceza terimindeki rasgele belirlenen rakamlara güvenmekten ziyade daha sıkı biçimde fazla parametreleşmeyi cezalandırır. Bu bağlamda CAICF,

$$\begin{aligned} CAICF &= -2 \log L(\hat{\theta}) + k[(\log n) + 2] + \log |F(\hat{\theta})| \\ &= AIC + k \log n + \log |F(\hat{\theta})| \end{aligned} \quad (3.10)$$

olarak elde edilir. Burada k bilinmeyen parametre sayısı, n örneklem genişliği ve $F(\hat{\theta})$, kestirilen Fisher bilgi matrisidir. $\hat{\theta}$ en çok olabilirlik kestiricisi, θ^* ortalama vektörü ve $(nF(\theta^*))^{-1}$ kovaryans matrisi ile asimptotik olarak çok değişkenli normal dağılıma sahiptir [31]. Kestirilen Fisher bilgi matrisi eşitlik (3.2)'den elde edilmektedir.

CAICF'in ceza bileşeni içinde Fisher bilgi matrisinin yer alması hem uygulama hem de teorik bakımdan önemlidir. Genelde model seçim kriterleri kullanılırken modelin belirlenen parametrik olasılık dağılımı temelinde olmasına dikkat edilir. Olasılık modelinin doğru belirlenmesi yeterli fakat gerekli bir koşul değildir. Örneğin veriler normal dağılmadığında varyans ve ortalamanın tutarlı kestirimleri yine normallik varsayımı altındaki EÇÖ kestirimleri ile bulunur. Dolayısıyla güvenli kestirimler elde edilmez. Fakat CAICF, sağlam kestiriciler garanti eden ortalama olabilirliğin logaritması tutarlıdır ve yapılan belirleme testlerine imkan sağlamaktadır. Bu nedenle, modellerin değerlendirilmesi ve uyumundan önce olasılık modelinin yanlış belirlenip belirlenmediği kontrol edilmelidir. Bu, genelde göz ardı edilen önemli bir özelliktir. Bu konuda (bir modelin doğru belirlenip belirlenmediğinin kontrolünde) White (1982)'in önerdiği Eşdeğer Bilgi Matrisi adındaki basit test kullanılmıştır. Bu test, Fisher Bilgi Matrisi, $F(\hat{\theta})$, hesaplanmasını gerektirmektedir. Bu bakımdan, CAICF kullanmanın bir avantajı $F(\hat{\theta})$ 'nın hesaplanmasının gerekliliği, model belirlenmesinin doğruluğu test etmeye imkan sağlamasıdır. Bu testten sonra model uyumu ve değerlendirilmesine devam edilir. CAICF'i kullanarak tek en küçük değere ulaşamaması parametrelerin tanımlanabilirliğinde bazı problemler olduğunun işareti olabilir. Bu durumda, modelin yeniden parametreleştirilmesi ile ilgili problemlerin üstesinden gelinmeli veya modele bazı sınırlandırmalar getirme amacıyla önsel bilgiye geri dönülmelidir [31].

CAICF, büyük örneklem büyüklükleri için Bayesci Bilgi Kriteri gibi davranmaktadır. Bununla birlikte, CAICF'in parametre dönüşümlerinde sabit olmaması bu kriterin dezavantajlarından biridir [44].

AIC, CAIC ve CAICF kriterleri en iyi modeli belirlemede güçlü kriterleridir. Bu kriterler, hesaplanmalarının kolay olması ve α anlamlılık düzeyinin rasgele belirlenmemesi açısından klasik sonuç çıkarma yöntemlerinden üstündür. Eğer fazla uyumlu bir modelden kaçınmak isteniyorsa, bu durumda tutarlı kriterler CAIC ve CAICF kullanılmalıdır. Doğal olarak tutarlı kriterler için gözlem sayısı arttıkça bir modelin az uyumlu ve fazla uyumlu olma olasılığı azalacaktır. Bu durum, büyük örneklem için tutarlı kriterlerin kullanılmasını önermektedir. Eğer az tanımlı bir modelden kaçınmak isteniyorsa bu durumda AIC kullanılmalıdır [31].

Model seçme problemlerinde her sorunu çözecek tek bir kriterden bahsetmek yanlış olacaktır. Sonuç olarak AIC, çoğu önemli istatistiksel modelleme problemlerinin nasıl üstesinden gelineceği ile ilgili yeni ve modern gelişmeler sağlamaktadır [31].

AIC ve CAIC, literatürde YEM için verilen uyum kriterleri arasında yer alırken ve kriterlerin sayısal değerleri analizi gerçekleştiren bilgisayar programları tarafından doğrudan elde edilebiliyorken, CAICF için böyle bir durum söz konusu değildir. Çalışmada AIC ve CAIC'e benzer şekilde olabilirlik fonksiyonunun logaritmasının -2 katının ki-kare dağıldığı varsayımı altında CAICF değeri,

$$CAICF = \chi^2 + k[(\log n) + 2] + \log |F(\hat{\theta})| \quad (3.11)$$

veya

$$CAICF = AIC + k \log n + \log |F(\hat{\theta})| \quad (3.12)$$

şeklinde hesaplanmıştır. Elde edilen χ^2 değeri eşitlik (3.11)'de veya elde edilen AIC değeri eşitlik (3.12)'de yerine konularak CAICF değeri elde edilmektedir.

3.2. BİLGİ KARMAŞIKLIĞI-TİPİ KRİTERLERİ

İstatistikte karmaşıklığın tek bir tanımı yoktur. Karmaşıklık, çoğunlukla modellerin belirli içerik, yapı veya olasılıksal belirlenmesinden bağımsız olan istatistiksel modellerin genel özellikleridir [45]. Deneysel olarak karmaşıklık rasgele bir vektörün bileşenleri arasındaki karşılıklı bağımlılığın bir ölçümü olarak tanımlanabilir. Karmaşıklığın büyük değeri, değişkenler arasındaki etkileşimin de büyük olduğunu göstermektedir. Bu nedenle model değerlendirmede karmaşıklık kavramı önemli bir rol oynamaktadır. Rissanen (1976)'e göre, model karmaşıklığının bir ölçümü olmaksızın, herhangi bir model değerlendirme kriteri modelin iç bağımlılığı hesaplaması gözardı edilmektedir [46]. Literatürde karmaşıklık kavramı çok farklı durumlarda kullanılmaktadır. Karmaşıklık; Kolmogrov karmaşıklığı, Shannon karmaşıklığı, Stokastik karmaşıklık gibi farklı isimler altında tanımlanmaktadır [45].

Bozdoğan (1988) tarafından, çok değişkenli doğrusal ve doğrusal olmayan yapısal modellerde model seçimi için ICOMP (Information **COM**plexity) olarak adlandırılan yeni istatistiksel karmaşıklık kriterleri geliştirilmiştir [4]. Çok değişkenli istatistiksel modellemede ve model değerlendirme problemlerinde karmaşıklığın bilgi-teorisi ölçümü kavramı önemli bir rol oynamaktadır. Mantıksal düzeyde karmaşıklık, model bileşenlerinin birbirlerini nasıl etkilediklerini ve modellerin nasıl ilişkili oldukları gibi fikirleri içerir. Kapsamlı model karmaşıklığının bir ölçümü olmaksızın, model davranışının kestirimi ve verilen bir modelin kalitesinin değerlendirilmesi zordur. Bu, verilen sonlu örneklem için farklı parametre sayısına sahip karşılaştırılacak modeller arasında en uyumlu modelin seçiminin hesaplanması için ayrıntılı istatistiksel analizler gerektirir [47]. Bu nedenle ICOMP'a dayalı ölçümler geliştirilmiştir.

ICOMP tipi kriterlerin gelişimi kısmen AIC yoluyla kısmen de bilgi karmaşıklığı kavramları ve kriterleri yoluyla sağlanmıştır [45]. AIC'ne alternatif olarak ICOMP kriterleri, verilen veri kümesine göre belirli modelin uyum eksikliğini test etmek için tasarlanmıştır. ICOMP tipi kriterlerin gelişimi çok değişkenli doğrusal modelin kestiriminde van Emden (1971)'in kovaryans karmaşıklığı kriterinin kullanım ve genelleştirilmesine dayalıdır [46].

ICOMP tipi kriterler, AIC temelli olsalar da bu kriterden farklıdır. Doğrusal ve doğrusal olmayan istatistiksel modellerde ICOMP tipi kriterler: (i) sonlu örneklem

dağılımlarından başlayarak bir modelin parametre kestirimlerinin kovaryans matris özelliklerinin bilgiye dayalı belirlenmesini, (ii) bir modelin doğruluğunun belirlemede yeni bir yaklaşım olarak ters Fisher bilgi matris (IFIM) özelliklerinin bilgiye dayalı belirlenmesini kullanır [33]. Sonuç olarak, ICOMP tipi kriterlerin amacı, bir modelin karmaşıklığı ve uyumu arasındaki en uygun dengeyi sağlamaktır. Bir modelin parametre sayılarını temsil eden yalınlık ve karmaşıklık birbirleri ile ilgili kavramlar gibi görülseler de karmaşıklık bilgi teorisinde özel bir anlama sahiptir. Ortak yoğunluk fonksiyonu $f(y) = f(y_1, \dots, y_T)$ ve marjinal yoğunluk fonksiyonları $f_1(y_1), \dots, f_T(y_T)$ ile rasgele vektör $y = (y_1, \dots, y_T)$ için karmaşıklık, bu vektörlerin bileşenleri arasındaki bağımlılığın ölçümüdür. $y = (y_1, \dots, y_T)$ arasındaki bağımlılığın bilgi ölçümü,

$$I(y_1, \dots, y_T) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(y_1, \dots, y_T) \log \frac{f(y_1, \dots, y_T)}{f_1(y_1) \dots f_T(y_T)} dy_1 \dots dy_T \quad (3.13)$$

olarak verilmektedir. Eşitlik (3.13), beklenen ortak bilgi olarak bilinir ve karmaşıklığın başlangıç ölçümü olarak kullanılır [48].

Sonuç olarak Bozdoğan [33,45] çalışmalarında ICOMP tipi kriterlerini sayısal örneklerle göstermiş ve bu kriterlerin psikometri, deneysel ve matematiksel psikoloji, sosyal ve ekonomi bilimlerinde geliştirilebileceğini önermiştir.

Bu çalışmada ICOMP tipi kriterlerden Bilgi Karmaşıklığı Kriteri (The information theoretic measure of complexity -ICOMP), Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri (The information theoretic measure of complexity of estimated inverse-Fisher information matrix - ICOMP(IFIM)) ve Bir Bayes kriteri gibi Sonsal Beklenen Faydanın Bir Yaklaşımı Olarak Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri (ICOMP(IFIM) as an approximation to posterior expected utility (PEU) as a Bayesian criterion – ICOMP(IFIM)_PEU) yer almaktadır. ICOMP tipi kriterler şimdiye kadar literatürde YEM analizinin uyum kriterleri arasında yer almamıştır ve bu çalışma kapsamında YEM'de bu kriterler değerlendirilecektir.

3.2.1. Bilgi Karmaşıklığı Kriteri

ICOMP kriterinin ortaya çıkışı ve gelişimi, ilk kez van Emden (1971) tarafından ileriye sürülen kovaryans karmaşıklık kriterinin genelleştirilmesine dayanmaktadır. ICOMP kriteri, serbest parametre sayısını değil modelin kovaryans karmaşıklığını cezalandırır. Bu kriter,

$$ICOMP = -2\log L(\hat{\theta}) + 2C_1(\hat{\Sigma}) \quad (3.14)$$

olarak tanımlanır. ICOMP kriterinin en küçük değerini veren model en iyi model olarak seçilmektedir [49].

Eşitlik (3.14)'ün ilk terimi, AIC tipi kriterlerdeki olduğu gibi parametrelerin EÇO kestirimlerinin olabilirlik fonksiyonunun logaritmasının -2 katıdır. Eşitlik (3.14)'ün ikinci terimi ($C_1(\cdot)$) ise Bozdoğan (1990) tarafından ortaya atılan çok değişkenli normal dağılımlı doğrusal veya doğrusal olmayan modelin karmaşıklığının en büyük bilgi teorik ölçümü (maximal information theoretic measure of complexity) olarak adlandırılır ve

$$C_1(\Sigma) = \frac{rank(\Sigma)}{2} \log \left[\frac{iz(\Sigma)}{rank(\Sigma)} \right] - \frac{1}{2} \log |\Sigma| \quad (3.15)$$

eşitliğinden elde edilir [48]. Eşitlik (3.15)'de $rank(\Sigma)$ değeri gözlenen değişken sayısına eşit olduğundan çoğu kaynakta $rank(\Sigma)$ yerine gözlenen değişken sayısı kullanılmaktadır. Bu değer, model kapsamındaki serbest parametrelerin sayılarına tamamiyle uyum gösteren ve kestirilen parametrelerin doğruluğunu dikkate alan Cramer-Rao alt sınır matrisinin skaler bir ölçümüdür [45]. Bozdoğan, $C_1(\Sigma)$ ölçütünün ölçekten bağımsız olduğunu kanıtlamıştır [33].

$C_1(\Sigma)$, hem kovaryansların Σ 'ya katkısını hem de varyanslar arasındaki eşitsizliği ölçer. Bütün rasgele değişkenler birbirinden bağımsız olduğunda $C_1(\Sigma)$, 0'a eşitlenerek en küçük değerini alır. Karmaşıklığın büyük değeri değişkenler arasındaki yüksek etkileşimi, küçük değeri ise değişkenler arasındaki daha az etkileşimi göstermektedir [19]. Araştırmacı için karar kuralı, en az kompleks yapıya uygun olan en küçük $C_1(\Sigma)$ 'i seçmektir [33].

ICOMP kriteri, diğer ICOMP tipi kriterlerden farklı olarak, doğrusal modeller için daha uygun bir kriterdir [45].

Çalışmada yer alan ICOMP değeri diğer kriterler gibi,

$$ICOMP = \chi^2 + 2C_1(\hat{\Sigma}) \quad (3.16)$$

olarak elde edilir.

3.2.2. Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri

Bozdoğan [19,33,45,47,50] ICOMP kriterinin farklı biçimlerini geliştirmiştir. Bunların en genel biçimi ICOMP(IFIM) kriteridir. ICOMP(IFIM) kriteri, EÇÖ kestirimlerinin asimptotik özelliklerini ve bir modelin ters Fisher bilgi matrisinin bilgiye dayalı karmaşıklığını kullanır. Bu, Cramer-Rao alt sınır matrisidir [47].

ICOMP(IFIM) kriteri, gözlenen veri ve çok değişkenli normal dağılımlı doğrusal ve/veya doğrusal olmayan yapısal modeller arasındaki uyumun bir ölçümüdür. Bu kriter, kestirilen ters Fisher bilgi matrisinin skaler karmaşık değeri ($C_1(\cdot)$) yoluyla olabirlik fonksiyonunun logaritmasının eğim derecesine bağlı olarak, ceza terimi hariç, AIC tipi kriterlere benzerlik gösterir.

Çok değişkenli normal dağılımlı doğrusal veya doğrusal olmayan yapısal model için ICOMP(IFIM)'in genel formu aşağıdaki gibidir.

$$ICOMP(IFIM) = -2 \log L(\hat{\theta}) + 2C_1(F(\hat{\theta})^{-1}) \quad (3.17)$$

En küçük ICOMP(IFIM) değerine sahip model en iyi model olarak seçilir. $\hat{\theta}$ en çok olabirlik kestiricisi, θ^* ortalama vektörü ve $(F(\theta^*))^{-1}$ kovaryans matrisi ile asimptotik olarak çok değişkenli normal dağılıma sahiptir [45]. Eşitlik (3.17)'de, eşitlik (3.14)'den farklı olarak $C_1(\Sigma)$ yerine kestirilen Fisher bilgi matrisinin tersi ($C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$)'nin bulunduğuna dikkat edilmelidir. $C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$,

$$C_1(F(\hat{\theta})^{-1}) = \frac{\text{rank}(F(\hat{\theta})^{-1})}{2} \log \left[\frac{\text{iz}(F(\hat{\theta})^{-1})}{\text{rank}(F(\hat{\theta})^{-1})} \right] - \frac{1}{2} \log |F(\hat{\theta})^{-1}| \quad (3.18)$$

olarak elde edilir ve $F^{-1}(\hat{\theta})$ 'nin en fazla bilgi karmaşıklığını gösterir. Kestirilen ters Fisher bilgi matrisi ise eşitlik (3.2)'den elde edilmektedir [45]

Bilgi teorisine dayalı model değerlendirme kriterlerinde $C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$ 'yi kullanımının bir avantajı, modeldeki serbest parametre sayısının artmasının parametre kestirimlerinin doğruluğunu azaltması gerçeğini dikkate almasıdır [47]. Parametre kestirimlerinin doğruluğunun dikkate alınması model tanımlanabilirliği ve değerlendirme süreçlerinde oldukça önemlidir.

Daha önce adı geçen kriterlere benzer şekilde YEM'de kullanılacak ICOMP(IFIM) değeri aşağıdaki gibi elde edilmiştir.

$$ICOMP(IFIM) = \chi^2 + 2C_1(F(\hat{\theta})^{-1}) \quad (3.19)$$

3.2.3. Sonsal Beklenen Faydanın Bir Yaklaşımı Olarak Ters Fisher Bilgi Matrisine Dayalı Bilgi Karmaşıklığı Kriteri

Bozdoğan [33, 45]'in ICOMP tipi kriterleri, sadece parametre sayısı veya örneklem genişliğini değil, modeldeki bileşenlerin karşılıklı bağımlılığını da dikkate alan model karmaşıklığını değerlendirmektedir. Bu bağlamda bu kriterlere farklı bir yaklaşım olarak sonsal beklenen faydayı en büyükmek amacıyla ICOMP tipi kriterlerin Bayes uyarlaması,

$$ICOMP(IFIM)_{PEU} = -2\log L(\hat{\theta}) + k + 2C_1(F(\hat{\theta})^{-1}) \quad (3.20)$$

olarak tanımlanır [32]. ICOMP(IFIM) kriterinden farklı olarak ICOMP(IFIM)_{PEU} kriterine serbest parametre sayısı (k) eklenmiştir.

Çalışmada kullanılan ICOMP(IFIM)_{PEU} değeri, diğer kriterlere benzer şekilde aşağıdaki gibi gösterilir.

$$ICOMP(IFIM)_{PEU} = \chi^2 + k + 2C_1(F(\hat{\theta})^{-1}) \quad (3.21)$$

3.2.4. Bilgi Karmaşıklığı-Tipi Kriterlere 3 Farklı Yaklaşım

Bozdoğan [50], modellerin genelde yanlış belirlendiği varsayımından yola çıkarak,

$$ICOMP(IFIM)_{yanlış\ belirlenmiş} = -2\log L(\hat{\theta}) + 2 \left[tr(\hat{F}^{-1} \hat{R}) + C_1(F^{-1}) \right] \quad (3.22)$$

elde etmiştir. İç çarpım (veya hessian) formunda \hat{F} ve dış çarpım formunda \hat{R} , Fisher bilgi matrisinin iki oluşumudur. Eğer model doğru belirlenmişse bu iki form birbirine eşit olacak ve $iz(tr \hat{F}^{-1} \hat{R}) = iz(I_k) = k$, yani bilinmeyen parametre sayısına eşit olacaktır. Bu durumda ICOMP(IFIM)_k,

$$ICOMP(IFIM)_k = -2\log L(\hat{\theta}) + 2k + 2C_1(\hat{F}^{-1}(\hat{\theta})) \quad (3.23)$$

olarak elde edilmektedir [50].

İkinci olarak, $ICOMP(IFIM)_{yanlıřbelirlenmiř}$ kriteri büyük örneklerde olduđu gibi küçük örnekler için de yanlılık düzeltmesi yapılarak yeniden düzenlenmiř ve $ICOMP(IFIM)_{PEU}_n$ kriteri elde edilmiřtir. $ICOMP(IFIM)_{PEU}_n$,

$$ICOMP(IFIM)_{PEU}_n = -2\log L(\hat{\theta}) + 2\left(\frac{nk}{n-k-2}\right) + 2C_1(\hat{F}^{-1}(\hat{\theta})) \quad (3.24)$$

olarak verilmiřtir [50].

Bu alıřmada, Bozdođan'ın [50] yaklařımlarına ek olarak, $ICOMP$ kriterinin ceza terimine "2xbilinmeyen parametre sayısı" eklenmiř ve bu kriter $ICOMP_k$ olarak adlandırılmıřtır. Bu kapsamda $ICOMP_k$ kriteri,

$$ICOMP_k = -2\log L(\hat{\theta}) + 2k + 2C_1(\hat{\Sigma}) \quad (3.25)$$

olarak elde edilmiřtir [51].

3.3. AKAIKE-TİPİ KRİTERLER İLE BİLGİ KARMAŐIKLIĐI-TİPİ KRİTERLERİN KARŐILAŐTIRILMASI

$ICOMP$ tipi kriterler ile AIC tipi kriterler arasındaki temel fark, $ICOMP$ tipi kriterlerde karmařıklığın sadece modeldeki parametre sayısı olarak deđil, model bileřenleri arasındaki karřılıklı bađımlılıđın derecesi olarak deđerlendirilmesidir. Literatürde çođu arařtırmacı, AIC tipi kriterlerin formülündeki ceza teriminin, seilen model tarafından gereksiz karmařıklığı önlemek için yetersiz olup olmadığını sorgulamıřtır. Modelin bileřenleri arasındaki karřılıklı bađımlılıđın derecesi bakımından tanımlanan $ICOMP$ tipi kriterler, AIC tipi kriterlerden daha dođru bir karar vermeyi sađlar. ünkü modeldeki parametre sayılarının sayımı ve cezası (penalizing) gereklidir; fakat bu, yeterli olduđu anlamına gelmez [45].

AIC 'e benzer řekilde, $ICOMP$ tipi kriterlerin de tutarlılık özelliđini sađlamamaktadır. Bu durum model seme kriterlerindeki ceza fonksiyonlarından kaynaklanmaktadır. Bununla birlikte $ICOMP$ 'daki tutarlılık AIC 'den olduka farklıdır. ünkü $ICOMP$ tipi kriterlerin ceza terimlerinin ($C_1(.)$) tanımı, deđiřkenler arasındaki korelasyonları ve model parametrelerinin hem dođrusallığını hem de dođrusal olmamasını dikkate alır. Bu nedenle $ICOMP$ tipi kriterlerin tutarlılığı sabit bir deđer deđil, bir deđiřimdir. Örneđin denk modellerde $2k$ ve $k\log(n)$ tipi ceza terimleri bu modeller arasındaki farklılığı ortaya ıkarmayacaktır. Oysa $C_1(.)$ 'in tanımı ile denk modeller arasındaki

farklılık ortaya çıkacak ve az tanımlı ve fazla tanımlı durumu riski doğru şekilde kontrol altına alınacaktır.

ICOMP tipi kriterler ve AIC tipi kriterler arasındaki bir diğer fark, ICOMP tipi kriterlerin parametrelerin yansız kestirimleri olması yanında yanlı kestirimlerle de çalışabilmeleri ve farklı parametre kestirim yöntemlerinin sağlamlık özelliklerini incelemeye imkan veren kovaryansların karmaşıklığının ölçümüne sahip olmasıdır. EÇO kestiricisine dayalı AIC-tipi kriterler genelde yanlıdır ve model uyumu ve seçimi sürecinde parametrelerin bağımlılığı, parametre gereksizliği, doğruluğu kavramlarını tam olarak dikkate almamaktadır. Oysa ICOMP tipi kriterler, Fisher bilgi matrisinin rolünü öne çıkarmaktadır [45].

AIC tipi kriterler, karmaşıklığa ve parametre sayısına duyarlıdır, fakat fonksiyonel biçimine duyarlı değildir. AIC tipi kriterler bu nedenle yetersiz kalabilir. Eşitlik (3.17)'de bulunan Fisher bilgi matrisinin tersinin izi ve determinanı, sırasıyla parametre duyarlılığının etkisi ve parametrelerin korelasyonunu dikkate alan karmaşık bir fonksiyonu temsil etmektedirler [52].

4. BENZETİM ÇALIŞMASI

Bu bölümde, YEM için çalışmanın üçüncü bölümünde verilen AIC-tipi ve ICOMP-tipi kriterlerin karşılaştırılması için ilk olarak Monte Carlo benzetim çalışması yapılmış ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Daha sonra bu kriterler gerçek verilere uygulanmıştır. Çalışmada kullanılan uyum kriterlerinin uyum eksikliği terimi ($-2\log L(\hat{\theta})$) sabit olmak üzere, kriterler arasında farklılıkları yaratan ceza terimleri Tablo 4.1' de toplu şekilde gösterilmiştir.

Tablo 4.1 Uyum kriterlerinin ceza terimleri

Uyum Kriterleri	Ceza Terimleri
AIC	$2k$
CAIC	$k(\log n + 1)$
CAICF	$k[(\log n) + 2] + \log F(\hat{\theta}) $
ICOMP	$2C_1(\hat{\Sigma})$
ICOMP(IFIM)	$2C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$
ICOMP(IFIM)_PEU	$k + 2C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$
ICOMP_k	$2k + 2C_1(\hat{\Sigma})$
ICOMP(IFIM)_k	$2k + 2C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$
ICOMP(IFIM)_PEU_n	$2(nk/(n - k - 2)) + 2C_1(F^{-1}(\hat{\theta}))$

Bu çalışmanın amacına uygun olarak LISREL 8.54 ve MATLAB yazılım programları kullanılmıştır.

4.1. MONTE CARLO BENZETİMİ

Monte Carlo benzetim yönteminde, rasgele değişkenlerin dağılımlarının özellikleri, üretilen rasgele sayılar kullanılarak incelenir [53]. Genelde kestirimlerin asimptotik özellikleri bilinir fakat sonlu örneklem özellikleri bilinmez.

Monte Carlo benzetimleri YEM için de istatistiksel kestirimleri değerlendirmede oldukça yaygın bir yöntem olmuştur. Bu yöntem, örneklem büyüklüğü, normal dağılımlı olmama, model karmaşıklığı ve modelin yanlış belirlenmesi gibi çeşitli koşullar altında kestirimler ve uyum iyiliği istatistiklerini değerlendirmede üstün bir yöntemdir [54].

Monte Carlo benzetim tasarımı oldukça zordur. Yapısal bir eşitliğin Monte Carlo analizi planlaması dokuz adımdan oluşur: (1) araştırma sorusu çıkarımını teorik olarak geliştirmek, (2) geçerli bir model oluşturmak, (3) belirli deneysel koşulları planlamak, (4) kitle parametre değerlerini seçmek, (5) uygun yazılım programını belirlemek (6) benzetimleri uygulamak, (7) dosya depolamak, (8) düzeltmek ve doğrulamak, (9) sonuçları özetlemek [54].

4.1.1. Benzetim Çalışmasında Kullanılan Kavramların Tanımı

Benzetim çalışmasında kullanılan “gerçek model” ile “analitik model” arasında fark oldukça önemlidir. Gerçek model (GrM), bütün parametreleri sabitlenmiş bir model olup, analitik model (AnM) yoluyla analizi yapılacak örneklem veri kümesini oluşturmak için kullanılır. AnM, bir veya daha çok serbest parametreye sahip bir modeldir ve ya fazla ya da az-uyumludur. Eğer parametre aralığında belirli değerlere sabitlenen serbest parametreler yoluyla GrM’den elde edilen kovaryans matrisi oluşturulabiliyorsa model fazla uyumludur. Fazla-uyumlu modellerde modelin ki-kare değerinin merkezsiz olmama parametresi 0’dır. Eğer merkezsiz olmama parametresi 0’dan büyükse model az-uyumlu veya yanlış belirlenmiş demektir.

AnM’in serbest parametrelerin sayısına AnM’in boyutu denir. Kovaryans matrisinin köşegeni ve onun altında kalan elemanlarının sayısı ile modelin boyutu arasındaki fark AnM’in serbestlik derecesini verir.

Ayrıca doğru AnM kavramı ile GrM kavramı karıştırılmamalıdır. Doğru model, en kısıtlı veya en düşük boyutlu fazla uyumlu modeldir. Eğer karşılaştırılan modellerden sadece bir tanesi fazla uyumlu ise doğru model bu modeldir. Eğer karşılaştırılan

modellerden hiçbirini uyumlu değilse, en küçük merkezsel olmama parametresi modeller arasındaki en düşük boyuta sahip model doğru modeldir. Seçilen uyum kriteri doğru modeli seçmelidir [37].

4.1.2. Benzetim Çalışması

Benzetim çalışmasında iki farklı model kullanılmıştır. Bu modellerden biri yapısal modeller sınıfından ölçüm modeli (doğrulayıcı faktör modeli), diğeri ise ölçüm modeli ve gizli değişken modelinin birleşimi olan genel YEM'dir. Benzetim çalışması için bir çok model tipi mümkün olmasına rağmen, uygulamada en çok kullanılan modeller gizli değişken içeren modellerdir ve bu tip modelleri en iyi temsil eden modeller ölçüm modelleridir [55]. Bu çalışmada eşitlik (2.7)'de yer alan ölçüm modelinin yanı sıra, (2.7), (2.8) ve (2.14) nolu eşitliklerde yer alan genel YEM için de kullanılan kriterler arasında farklılık olup olmadığı ve ölçüm modeli ile genel YEM için kriterlerin doğru modeli seçmeleri arasındaki farklılıklar verilmiştir.

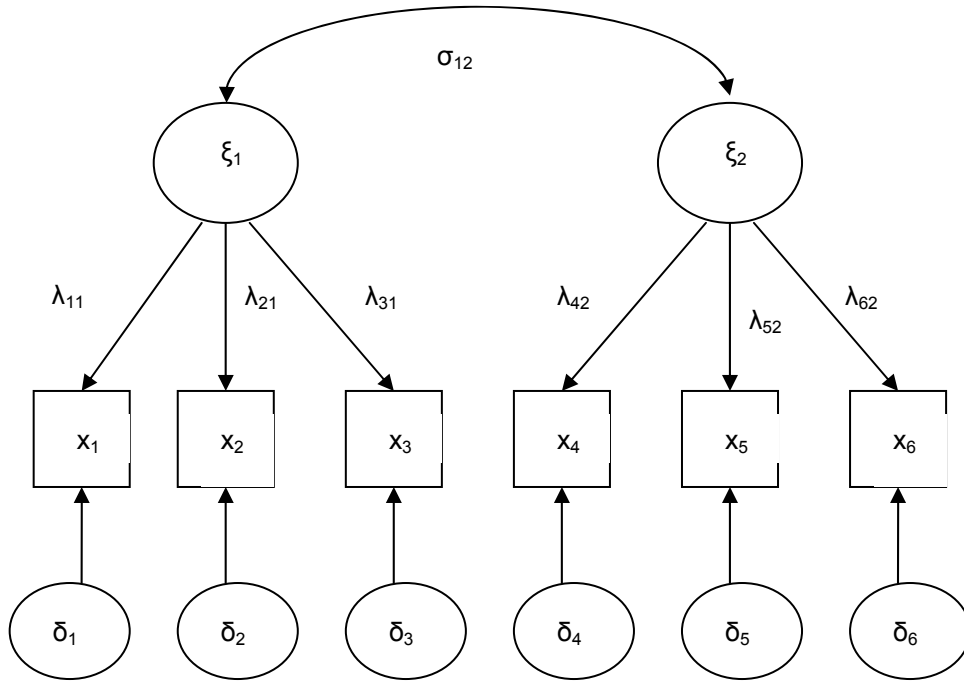
4.1.2.1. Benzetim Çalışmasında Kullanılan Ölçüm Modelleri

Çalışmada, Haughton ve arkadaşlarının [37] çalışmasında yer alan 3 gizli değişkenli ölçüm modeli ile benzetim yapılmıştır. Bu modeller, seçilen uyum kriterleri arasındaki farkı daha iyi görebilmek için 2 gizli değişkenli ve 4 gizli değişkenli ölçüm modellerine uyarlanmıştır. Ayrıca benzetim çalışmasında her bir gizli değişkenli ölçüm modeli için birinci ve ikinci deneme kümeleri oluşturulmuştur. Birinci deneme kümelerinde doğru belirlenmiş (yanlış belirlenmiş AnM'ler ile) modeller, ikinci deneme kümelerinde sadece yanlış belirlenmiş modeller bulunmaktadır. Bu bağlamda her bir gizli değişken için deneme kümeleri,

1. deneme kümesi: 2 gizli ve 6 gözlenen değişkenli doğru belirlenmiş ölçüm modeli,
 2. deneme kümesi: 2 gizli ve 6 gözlenen değişkenli yanlış belirlenmiş ölçüm modeli,
 3. deneme kümesi: 3 gizli ve 6 gözlenen değişkenli doğru belirlenmiş ölçüm modeli,
 4. deneme kümesi: 3 gizli ve 6 gözlenen değişkenli yanlış belirlenmiş ölçüm modeli,
 5. deneme kümesi: 4 gizli ve 8 gözlenen değişkenli doğru belirlenmiş ölçüm modeli,
 6. deneme kümesi: 4 gizli ve 8 gözlenen değişkenli yanlış belirlenmiş modeli modeli,
- olarak oluşturulmuştur. 6 farklı deneme kümesi için örneklem genişlikleri 100, 400, 1000 ve 4000 olan 3 GrM ile kovaryans matrisleri üretilmiş ve 5 AnM ile bunların analizi gerçekleştirilmiştir. Her bir deneme için 500 kovaryans matrisi üretilmiştir.

Buna göre ilk oluşturulan GrM'ler, 2'si gizli ve 6'sı gözlenen olmak üzere 8 değişkenli ölçüm modelidir. Benzetim çalışmasında yer alacak bu ölçüm modelinin matematiksel biçimi eşitlik (4.1)'de, yol diyagramı Şekil 4.1'de verilmiştir.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} \\ 0 & \lambda_{52} \\ 0 & \lambda_{62} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$



Şekil 4.1. 1'nci ve 2'nci deneme kümeleri için yol diyagramı

Gözlenen değişkenlerin (x_i) ve gizli değişkenlerin (ξ_i), beklenen değerinin 0 olduğu, ölçüm hatalarının (δ_i) bağımsız olduğu ve $N(0, \sigma_{\delta_i})$, $i = 1, \dots, 6$ ile benzer dağılımlı olduğu ve bütün ξ_i ve δ_i 'lerin ilişkisiz olduğu varsayılır. Gizli değişkenlerin kovaryans matrisinin (Φ), köşegen elemanları bir olan köşegen matris olduğu unutulmamalıdır [37].

Bu deneme için, eşitlik (4.1) ile açıklanan modelde $\sigma_{\delta_i}^2$ parametrelerinin farklı değerleri ile üç GrM kullanılmıştır. Bu modellerle ilgili açıklamalar aşağıda özetlenmiştir.

GrM 1

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31} = 1, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62} = 2$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = .25, \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .75$$
$$\Phi = I,$$

GrM 2

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31} = 1, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62} = 2$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = .35, \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .65$$
$$\Phi = I,$$

GrM 3

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31} = 1, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62} = 2$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = .45, \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .55$$
$$\Phi = I,$$

Yukarıda açıklanan bulguların ortaya koyduğu gibi; GrM1, nispeten ölçüm hataları varyanslarında büyük farklılık (0.25, 0.75), GrM2 orta farklılık (0.35, 0.65), GrM3 ise küçük farklılık (0.45, 0.55) göstermektedir.

GrM'lerin her biri için birinci deneme kümesinde kullanılacak dört farklı AnM aşağıda verilmiştir.

Fazla uyumlu modeller

AnM 1 (9 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31}, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62}$$

$\sigma_{\delta_i}^2$ 'ler serbest olarak kestirilecek

Köşegen elemanları 1 ile sabitlenmiş olan Φ 'nin köşegen dışı elemanları serbest olarak kestirilecek

AnM 2 (8 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31}, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62}$$

$\sigma_{\delta_i}^2$ 'ler serbest olarak kestirilecek

$$\Phi = I$$

Dođru model

AnM 3 (4 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31}, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62}$$

$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2, \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2$$

$$\Phi = I$$

Az uyumlu model

AnM 4 (3 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{31}, \lambda_{42} = \lambda_{52} = \lambda_{62}$$

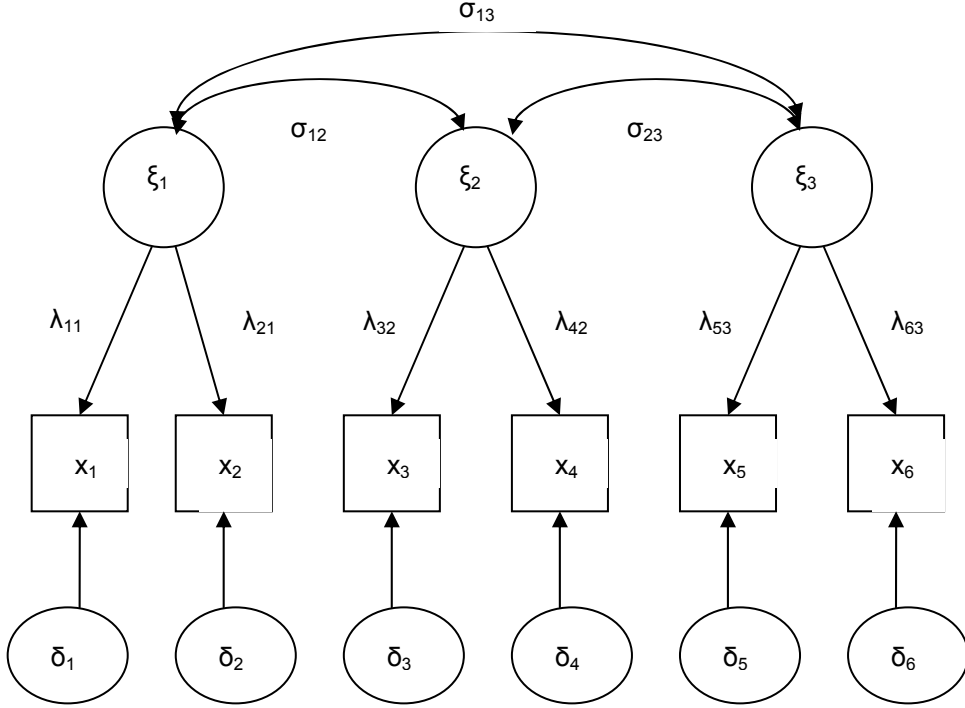
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2$$

$$\Phi = I$$

Yukarıda açıkladığı gibi ikinci deneme kümesi 2 gizli deđişkenli yanlış belirlenen modellerden oluşmaktadır. Bu deneme yer alan AnM'ler ise faktör yüklerinin hepsinin birbirine eşit olması ($\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{32} = \lambda_{42} = \lambda_{53} = \lambda_{63}$) kısıtı dışında yukarıda verilen AnM'ler ile aynıdır. Konulan bu kısıttan dolayı AnM'lerdeki serbest parametre sayısı yukarıda verilen AnM'lerin serbest parametre sayısının bir eksiğine eşittir. Dolayısıyla modeller sırasıyla 8, 7, 3 ve 2 serbest parametrelili olmuşlardır.

3'ü gizli ve 6'sı gözlenen olmak üzere toplam 9 deđişken içeren ölçüm modellerinden oluşan üçüncü ve dördüncü deneme kümeleri için oluşturulan GrM'lerin matematiksel biçimi eşitlik (4.2)'de, yol diyagramı Şekil (4.2)'de verilmiştir.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_{11} & 0 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{32} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{53} \\ 0 & 0 & \lambda_{63} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$



Şekil 4.2. 3'ncü ve 4'ncü deneme kümeleri için yol diyagramı

2 gizli değişkenli ölçüm modeli için geçerli olan varsayımlar 3 gizli değişkenli model için de geçerlidir. 3 gizli değişkenli ölçüm modeli için, eşitlik (4.2) ile açıklanan modelde $\sigma_{\delta_i}^2$ parametrelerinin farklı değerleri ile üç GrM kullanılmıştır. Bu modellerle ilgili bilgiler aşağıda verilmiştir.

GrM 1

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = 1, \lambda_{32} = \lambda_{42} = 2, \lambda_{53} = \lambda_{63} = 3$$

$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = .25, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = .50, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .75$$

$$\Phi = I,$$

GrM 2

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = 1, \lambda_{32} = \lambda_{42} = 2, \lambda_{53} = \lambda_{63} = 3$$

$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = .35, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = .50, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .65$$

$$\Phi = I,$$

GrM 3

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = 1, \lambda_{32} = \lambda_{42} = 2, \lambda_{53} = \lambda_{63} = 3$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = .45, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = .50, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .55$$
$$\Phi = I,$$

Yukarıdaki bilgilerin ortaya koyduğu gibi; GrM1, nispeten ölçüm hataları varyanslarında büyük farklılık (0.25, 0.50, 0,75), GrM2 orta farklılık (0.35, 0.50, 0.65), GrM3 ise küçük farklılık (0.45, 0.50, 0.55) göstermektedir.

Üçüncü deneme kümesi için oluşturulan beş farklı AnM aşağıda verilmiştir.

Fazla uyumlu modeller

AnM 1 (12 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}$$
$$\sigma_{\delta_i}^2 \text{ 'ler serbest olarak kestirilecek}$$

Köşegen elemanları 1 ile sabitlenmiş olan Φ 'nin köşegen dışı elemanları serbest olarak kestirilecek

AnM 2 (9 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}$$
$$\sigma_{\delta_i}^2 \text{ 'ler serbest olarak kestirilecek}$$
$$\Phi = I$$

Doğru model

AnM 3 (6 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2$$
$$\Phi = I$$

Az uyumlu modeller

AnM 4 (5 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2$$
$$\Phi = I$$

AnM 5 (4 serbest parametreli)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}$$

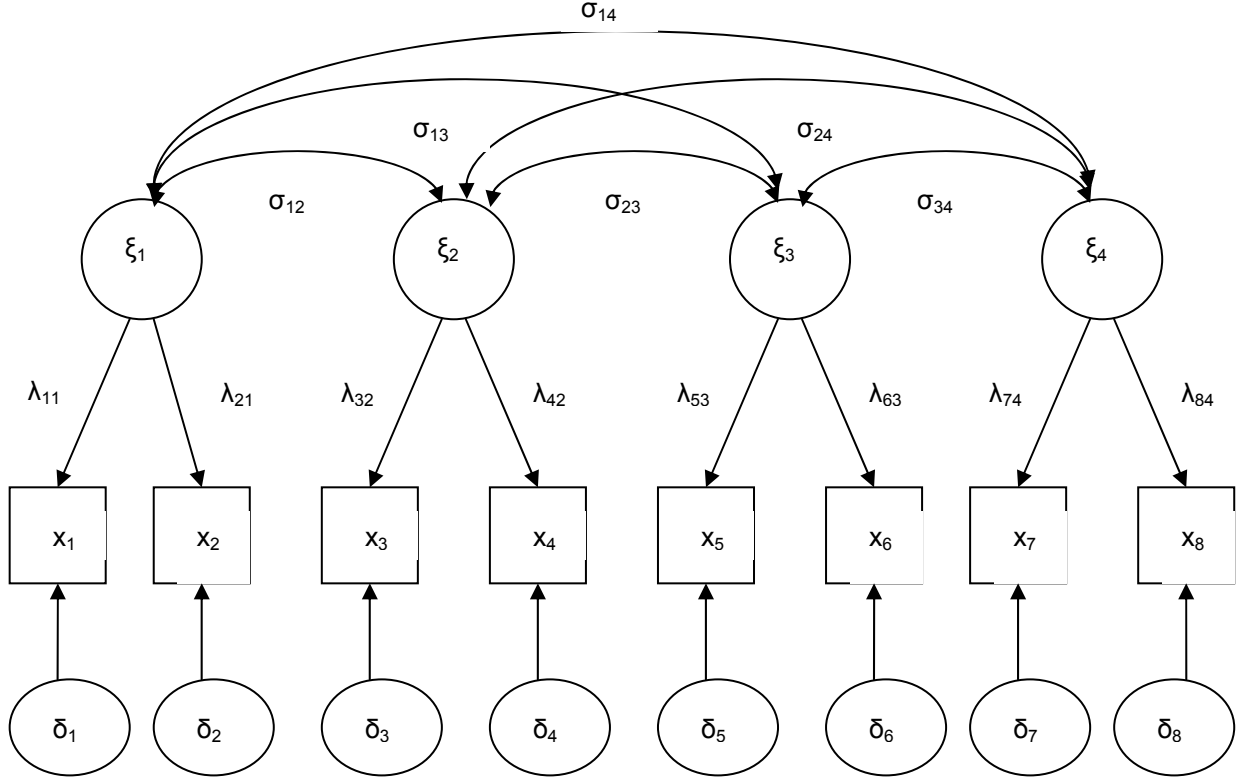
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2$$

$$\Phi = I$$

Dördüncü denemedeki AnM'ler, faktör yüklerinin birbirine eşit olması ($\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{32} = \lambda_{42} = \lambda_{53} = \lambda_{63}$) kısıtı dışında, yukarıda verilen AnM'ler ile aynıdır. Konulan bu kısıttan dolayı bu kümedeki AnM'lerin serbest parametre sayıları yukarıda verilen serbest parametre sayılarından iki azdır ve sırasıyla 10, 7, 5, 4 ve 3 serbest parametreli olmuştur.

4'ü gizli ve 8'i gözlenen olmak üzere toplam 12 değişkenli ölçüm modellerinden oluşan beşinci ve altıncı deneme kümeleri için GrM'lerin matematiksel biçimi eşitlik (4.3)'de, yol diyagramı Şekil (4.3)'de verilmiştir.

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_{11} & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{32} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{42} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{53} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{63} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{74} \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{84} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \\ \xi_4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \\ \delta_6 \\ \delta_7 \\ \delta_8 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$



Şekil 4.3. 5'nci ve 6'ncı deneme kümeleri için yol diyagramı

2 ve 3 gizli değişkenli ölçüm modelleri için geçerli olan varsayımlar, 4 gizli değişkenli ölçüm modeli için de geçerlidir. 4 gizli değişkenli ölçüm modeli için de, eşitlik (4.3) ile açıklanan modelin $\sigma_{\delta_i}^2$ parametrelerinin farklı değerleri ile üç GrM kullanılmıştır.

GrM 1

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = 1, \lambda_{32} = \lambda_{42} = 2, \lambda_{53} = \lambda_{63} = 3, \lambda_{74} = \lambda_{84} = 4$$

$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = .25, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = .50, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .75, \sigma_{\delta_7}^2 = \sigma_{\delta_8}^2 = 1$$

$$\Phi = I,$$

GrM 2

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = 1, \lambda_{32} = \lambda_{42} = 2, \lambda_{53} = \lambda_{63} = 3, \lambda_{74} = \lambda_{84} = 4$$

$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = .35, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = .50, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .65, \sigma_{\delta_7}^2 = \sigma_{\delta_8}^2 = 80$$

$$\Phi = I,$$

GrM 3

$$\lambda_{11} = \lambda_{21} = 1, \lambda_{32} = \lambda_{42} = 2, \lambda_{53} = \lambda_{63} = 3, \lambda_{74} = \lambda_{84} = 4$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = .45, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = .50, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = .55, \sigma_{\delta_7}^2 = \sigma_{\delta_8}^2 = .60$$
$$\Phi = I,$$

Yukarıdaki bilgilerin ortaya koyduğu gibi GrM1, nispeten ölçüm hataları varyanslarında büyük farklılık (0.25, 0.50, 0.75, 1), GrM2 orta farklılık (0.35, 0.50, 0.65, 0.80), GrM3 ise küçük farklılık (0.45, 0.50, 0.55, 0.60) göstermektedir.

Beşinci deneme kümesi için 2 ve 3 gizli değişkenli ölçüm modellerine benzer şekilde oluşturulan beş farklı AnM aşağıda verilmiştir.

Fazla uyumlu modeller

AnM 1 (18 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}, \lambda_{74} = \lambda_{84}$$
$$\sigma_{\delta_i}^2 \text{ 'ler serbest olarak kestirilecek}$$

Köşegen elemanları 1 ile sabitlenmiş olan Φ 'nin köşegen dışı elemanları serbest olarak kestirilecek

AnM 2 (12 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}, \lambda_{74} = \lambda_{84}$$
$$\sigma_{\delta_i}^2 \text{ 'ler serbest olarak kestirilecek}$$
$$\Phi = I$$

Doğru model

AnM 3 (8 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}, \lambda_{74} = \lambda_{84}$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2, \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2, \sigma_{\delta_7}^2 = \sigma_{\delta_8}^2$$
$$\Phi = I$$

Az uyumlu modeller

AnM 4 (6 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}, \lambda_{74} = \lambda_{84}$$
$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2, \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = \sigma_{\delta_7}^2 = \sigma_{\delta_8}^2$$
$$\Phi = I$$

AnM 5 (5 serbest parametrelili)

$$\lambda_{11} = \lambda_{21}, \lambda_{32} = \lambda_{42}, \lambda_{53} = \lambda_{63}, \lambda_{74} = \lambda_{84}$$

$$\sigma_{\delta_1}^2 = \sigma_{\delta_2}^2 = \sigma_{\delta_3}^2 = \sigma_{\delta_4}^2 = \sigma_{\delta_5}^2 = \sigma_{\delta_6}^2 = \sigma_{\delta_7}^2 = \sigma_{\delta_8}^2$$

$$\Phi = I$$

Altıncı deneme kümesi için oluşturulan AnM'ler, faktör yüklerinin birbirine eşit olması ($\lambda_{11} = \lambda_{21} = \lambda_{32} = \lambda_{42} = \lambda_{53} = \lambda_{63}$) kısıtı dışında, yukarıda verilen AnM'ler ile aynıdır. Konulan bu kısıttan dolayı AnM'lerdeki serbest parametre sayısı yukarıda verilen serbest parametre sayılarından iki azdır ve sırasıyla 16, 10, 6, 4 ve 3 serbest parametrelili olmuştur.

Yukarıda verilen açıklamalar doğrultusunda benzetimdeki toplam deneme sayısı; faktör sayısı = 3, modelin doğru ve yanlış olarak belirlenme sayısı = 2, GrM sayısı = 3, AnM sayısı = 5, örneklem sayısı = 4 olmak üzere toplam 360 (3x2x3x5x4)'dır. Her bir deneme için 500 tekrar yapılmıştır.

Benzetim çalışması süreci aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. GrM'lerin örneklem kovaryans matrisleri varsayımlara bağlı kalarak LISREL programının ön işlemcisi olan PRELIS (PREprocessor for LISrel) programlama dilinde üretilmiştir. YEM analizleri kovaryans matrisi üzerinden gerçekleştirdiği için PRELIS, ham verileri kaydetmeksizin doğrudan kovaryans (veya korelasyon) matrislerini vermektedir [56]. Oluşturulan bu örneklem kovaryans matrisleri .cm uzantılı dosya olarak kaydedilmektedir. Örneklem kovaryans matrislerini oluşturma işlemi her bir denemedeki GrM'lerin her biri için tekrar edilmiştir. Sadece bir denemede yer alan GrM'ler üzerinden oluşturulan kovaryans matrisleri için PRELIS programlama dilinde yazılan program Ek 2'de sunulmuştur.
2. Oluşturulan örneklem kovaryans matrisleri yukarıda verilen AnM'lerde yer alan kısıtlar doğrultusunda LISREL programlama dilinde yazılan program ile analiz edilmiştir. LISREL, PRELIS programı tarafından oluşturulan kovaryans matrislerini analiz etmek için tasarlanmıştır [57]. LISREL çıktısından elde edilen uyum iyiliği kriterleri ve modelden elde edilen kovaryans matrisleri sırasıyla .gf ve .sig uzantılı dosya olarak kaydedilmektedir. LISREL programında sadece bir deneme için yazılan program Ek 3'de verilmiştir.

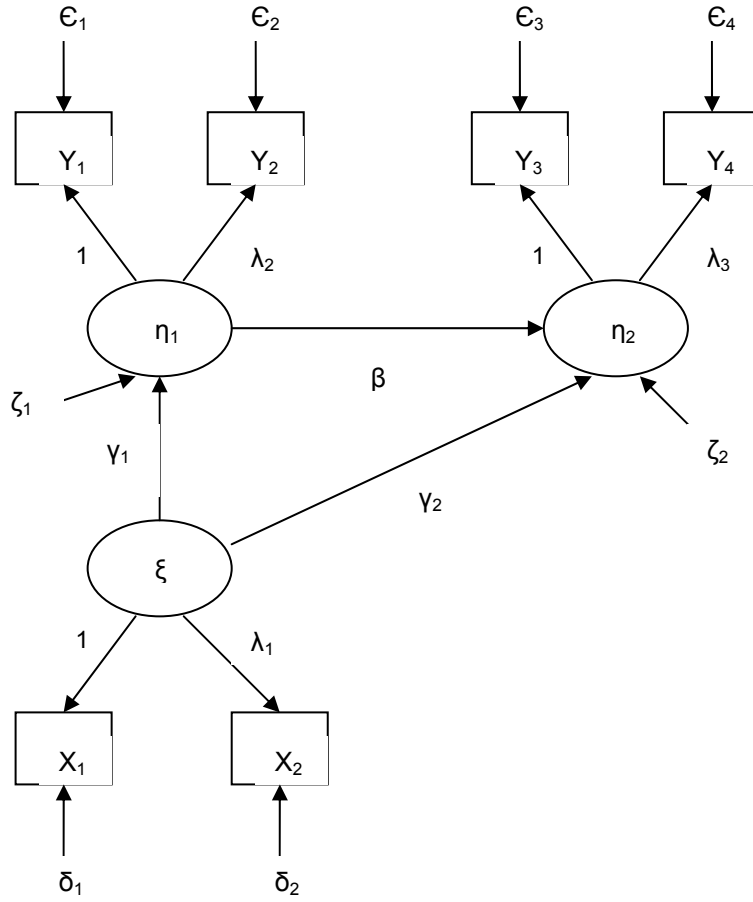
3. LISREL'de kaydedilen .gf ve .sig uzantılı dosyalar MATLAB programına aktarılmıştır. MATLAB programında, AIC-tipi ve ICOMP-tipi kriterlerin AnM'leri seçme yüzdelerini belirlemek için bir program yazılmıştır. LISREL çıktısında yer alan AIC ve CAIC kriterleri doğrudan, diğer kriterlerin ise formülleri kullanılarak AnM'leri seçme yüzdeleri, yazılan programla hesaplatılmıştır. Bir deneme için MATLAB'la yazılan program Ek-6'da verilmiştir.

4.1.2.2. Benzetim Çalışmasında Kullanılan Genel YEM

Genel YEM için, YEM içeren araştırmalarda oldukça fazla kullanılan Wheaton ve arkadaşlarının [58] çalışmasında ki model kullanılmıştır. Modelde 1 gizli dışsal (ξ), 2 gizli içsel (η), 2 gözlenen dışsal (X) ve 4 gözlenen içsel değişken (Y) yer almıştır. Aşağıda verilen modelin kitle parametreleri doğrultusunda eşitlik (2.7), (2.8) ve (2.14)' de verilen genel YEM'e uygun olarak kovaryans matrisleri üretilmiştir. 100, 400, 1000 ve 4000 olmak üzere 4 farklı örneklem genişliği kullanılmıştır. Modelin kitle parametreleri ve yol diyagramı aşağıda verilmiştir.

$$\Lambda_x = \begin{pmatrix} 1.00 \\ 0.50 \end{pmatrix} \quad \Lambda_y = \begin{pmatrix} 1.00 & 0 \\ 0.95 & 0 \\ 0 & 1.00 \\ 0 & 0.90 \end{pmatrix} \quad \Gamma = \begin{pmatrix} -0.60 \\ -0.25 \end{pmatrix} \quad \Phi = (7) \quad B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0.60 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\Psi = \begin{pmatrix} 5.00 & 0 \\ 0 & 4.00 \end{pmatrix} \quad \theta_\delta = \begin{pmatrix} 3.00 & 0 \\ 0 & 2.50 \end{pmatrix} \quad \theta_\epsilon = \begin{pmatrix} 3 & & & \\ 0 & 3 & & \\ 0 & 0 & 4 & \\ 0 & 0 & 0 & 4 \end{pmatrix}$$



Şekil 4.4. Genel YEM için yol diyagramı

Benzetim çalışmasında ölçüm modeline benzer şekilde, üretilen kovaryans matrislerinin analizi için AnM'ler üretilmiştir. Fan ve Fan [59]'ın çalışmasında yer alan AnM'ler doğru belirlenmiş ve yanlış belirlenmiş model olmak üzere iki biçimde kullanılmıştır. Bu çalışma için fazla uyumlu bir model de benzetim çalışmasına eklenerek, fazla uyumlu model, doğru model ve yanlış belirlenmiş (veya az uyumlu) model olmak üzere 3 AnM karşılaştırılmıştır. Bu modeller şöyledir:

Fazla uyumlu model

AnM 1 (15 serbest parametrelili)

$$\Lambda_x(1,1) = \Lambda_y(1,1) = \Lambda_y(3,2) = 1$$

$\Gamma, \Phi, B, \Psi, \theta_\delta, \theta_\epsilon$ matris elemanları kestirelecek

Dođru model

AnM 2 (13 serbest parametrelili)

$$\Lambda_x(1,1) = \Lambda_y(1,1) = \Lambda_y(3,2) = 1$$

$$\theta_\epsilon(1,1) = \theta_\epsilon(2,2), \theta_\epsilon(3,3) = \theta_\epsilon(4,4)$$

$\Gamma, \Phi, B, \Psi, \theta_\delta$ matris elemanları kestirilecek

Az uyumlu model

AnM 3 (11 serbest parametrelili)

$$\Lambda_x(1,1) = \Lambda_y(1,1) = \Lambda_y(3,2) = 1$$

$$\Lambda_x(2,1) = \Lambda_y(2,1)$$

$$\Gamma(2,1) = 0$$

$$\theta_\epsilon(1,1) = \theta_\epsilon(2,2), \theta_\epsilon(3,3) = \theta_\epsilon(4,4)$$

$\Phi, B, \Psi, \theta_\delta$ matris elemanları kestirilecek

Yukarıda verilen açıklamalar dođrultusunda benzetimde yer alacak toplam deneme sayısı; AnM sayısı = 3, örneklem genişliđi sayısı = 4 olmak üzere toplam 12 (3x4)'dir. Her bir deneme için 500 tekrar yapılmıştır.

Ölçüm modelleri için yapılan benzetim çalışmasına benzer şekilde yukarıda verilen kitle parametreleri ile PRELIS programında kovaryans matrisleri üretilmiştir. Bu program Ek 4'de sunulmuştur. Kovaryans matrislerinin analizi için AnM'lerde ki kısıtlar dođrultusunda LISREL programlama dilinde yazılan program Ek 5'de sunulmuştur. LISREL tarafından kaydedilen .gf ve .sig dosyaları MATLAB programına aktarılarak genel YEM'de kriterlerin karşılaştırılması için yazılan program ise Ek 6'da verilmiştir.

4.1.3. Benzetim Çalışması Sonuçlarının Deđerlendirilmesi

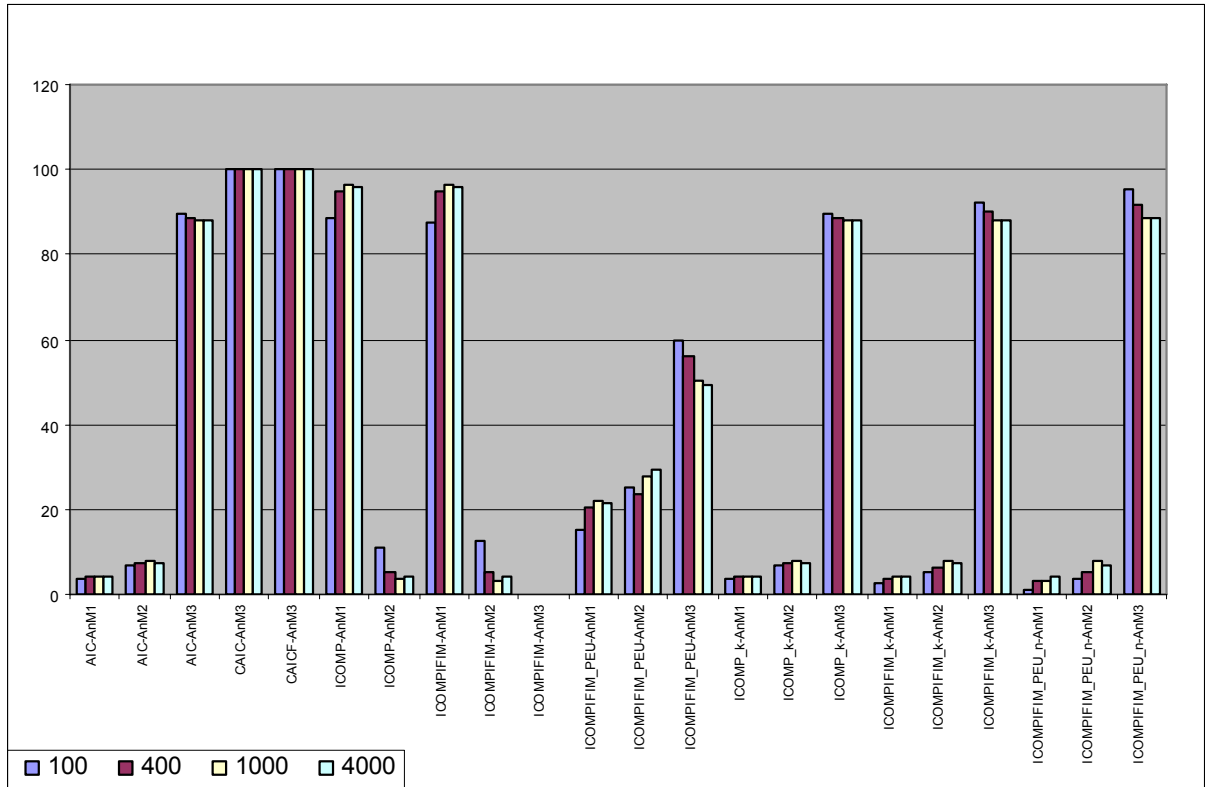
Benzetim çalışmasında ölçüm modelleri ve genel YEM için oluşturulan denemeler sonucunda karşılaştırılacak olan AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n uyum kriterlerinin belirlenen AnM'leri seçme yüzdeleri elde edilmiştir. Elde edilen bu sonuçlar tablolar halinde Ek 7'de verilmiştir.

4.1.3.1. Ölçüm Modelleri İçin Elde Edilen Sonuçların Deđerlendirilmesi

Kriterlerin, dođru belirlenmiş modeller üzerinden yapılan her bir deneme için dođru model olan AnM3'ü seçmeleri beklenmektedir. Fakat fazla uyumlu modelleri

seçmeleri hatalı değildir. Çünkü bu modellerin de AnM3'de olduğu gibi merkezsel olmama parametresi 0'dır ve 500 deneme için ki-kare testi sonucu veriye uyumlu olduğu görülmüştür. Az uyumlu modellerin ise merkezsel olmama parametresi 0'dan büyüktür ve ki-kare testi sonucu veriye uyumlu bulunmamıştır. Yanlış belirlenmiş modeller üzerinden yapılan denemeler için bütün AnM'ler veriye uyumlu değil ve merkezsel olmama parametresi 0'dan büyüktür. Yanlış belirlenen modeller için de en küçük merkezsel olmama parametresine sahip AnM1, AnM2 ve AnM3 arasında en az serbest parametrelili model olan AnM3 en iyi modeldir.

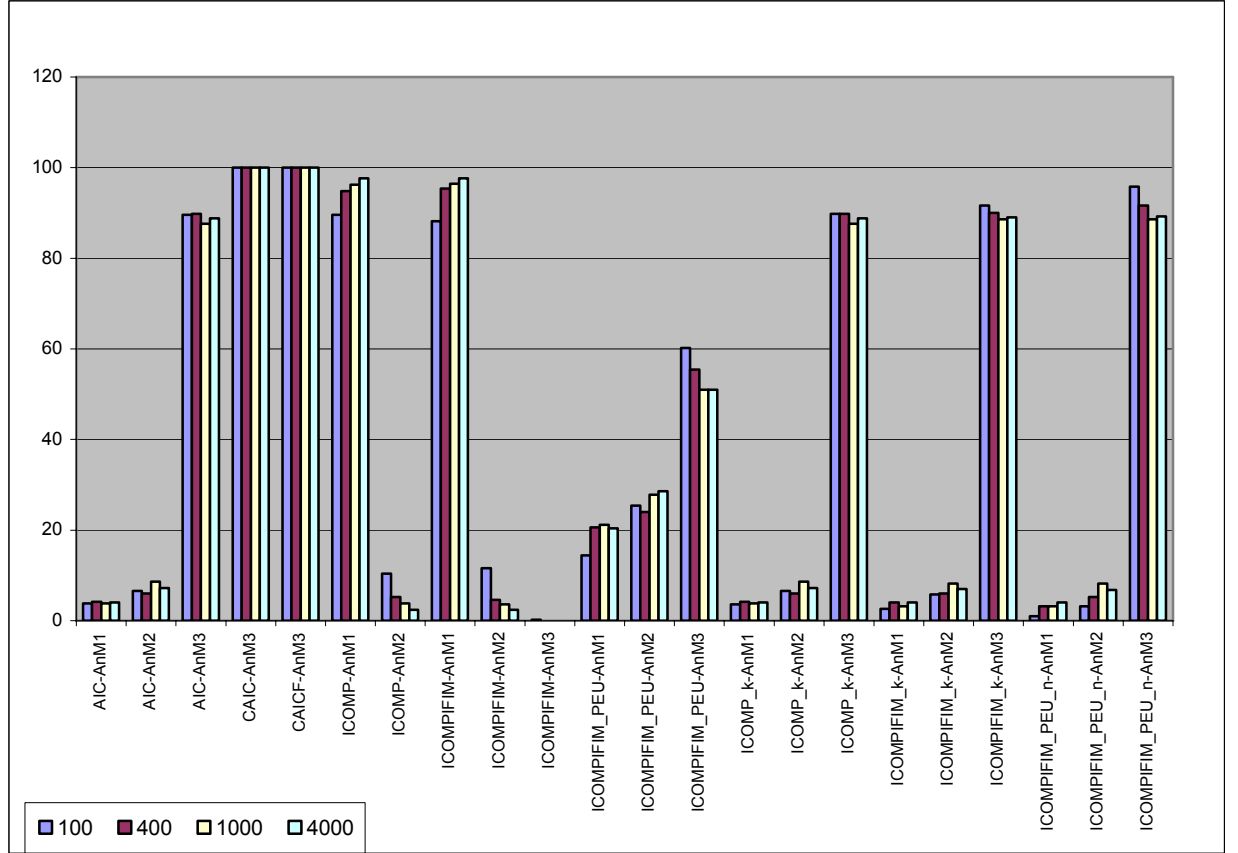
Kriterler arasındaki farkı daha iyi görebilmek için sonuçlar grafikler şeklinde gösterilmiştir. Grafiklerde fazla karışıklığa yol açmamak için 0 yüzdeye sahip olan AnM'lere yer verilmemiştir



Şekil 4.5. 1'nci deneme kümesinde GrM1 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

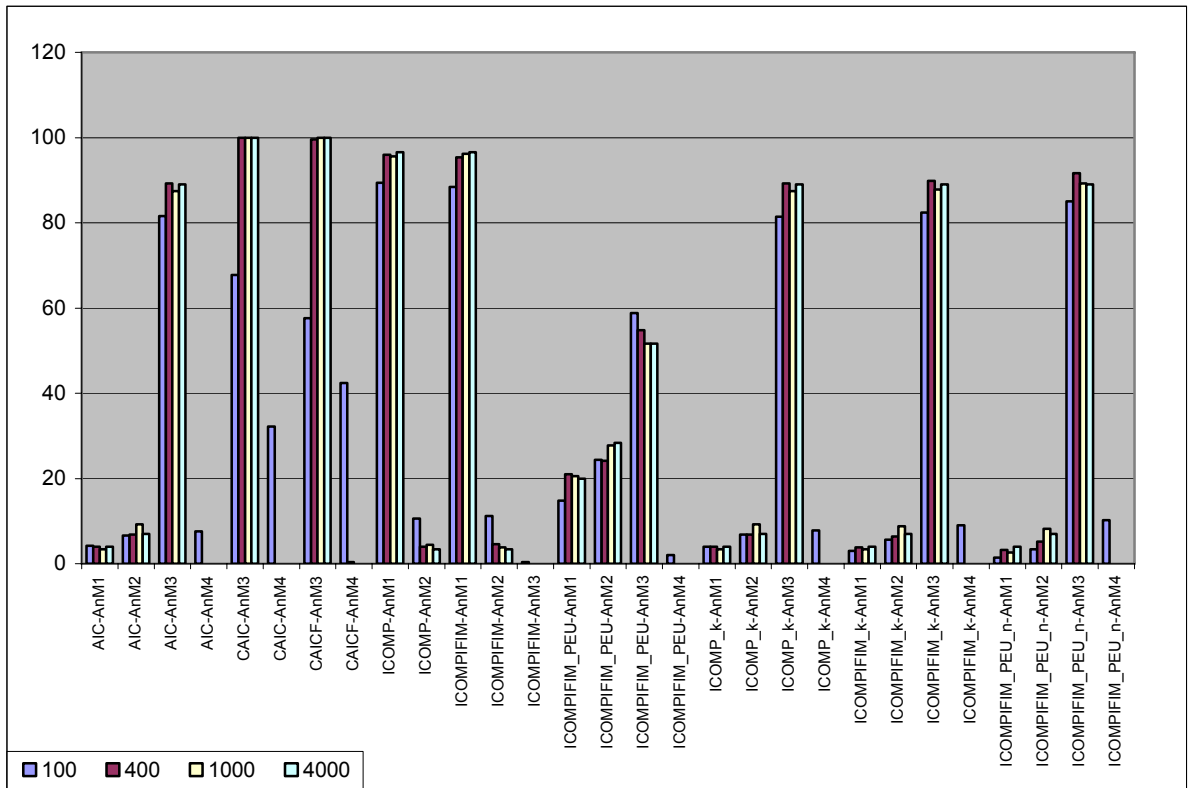
2 gizli değişkenli doğru tanımlanmış ölçüm modellerinde, Şekil 4.5'e göre AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin doğru modeli seçme yüzdesi, sırasıyla n=100 için %89.6, %100, %100, %0, %0.2, %59.8, %89.6, %92.4, %95.6, n=400 için %88.6, %100, %100, %0, %0, %56, %88.8, %90, %91.8 n=1000 %88,

%100, %100, %0, %0, %50.2, %88, %88.2, %88.6 ve n=4000 için %88.2, %100, %100, %0, %0, %49.4, %88.2, %88.2, %88.6'dır. Bütün örneklem genişlikleri için doğru modeli en büyük yüzde ile seçen kriterler CAIC ve CAICF olmuştur. Daha sonra 100, 400 ve 1000 örneklem genişlikleri için sırasıyla ICOMP(IFIM)_PEU_n, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP_k, AIC kriterleri doğru modeli seçerken 4000 örneklem genişliği için bu kriterlerin doğru modeli seçme yüzdeleri hemen hemen eşitlenmiştir. ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP_k kriterlerinde örneklem genişliği büyüdükçe doğru modeli seçme yüzdelerinde küçük oranda düşüş görülmektedir. ICOMP(IFIM)_PEU kriterinin ise doğru modeli seçme yüzdesi diğer AnM'leri seçme yüzdesine göre büyük olsa da diğer kriterlere göre oldukça düşüktür. Bu kriterin fazla uyumlu modelleri seçme yüzdesi diğer kriterlere göre oldukça yüksektir. Örneklem genişliği arttıkça bu kriterin doğru modeli seçme yüzdesi azalmaktadır. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterlerinin doğru modeli seçme yüzdeleri 0 iken en fazla parametrelili olan fazla uyumlu modeli seçme yüzdeleri yaklaşık %100'dür. Şekil 4.5'e göre kriterlerin her birinde örneklem genişlikleri bakımından göze çarpan bir farklılık görülmemektedir.



Şekil 4.6. 1'nci deneme kümesinde GrM2 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Şekil 4.6'da, Şekil 4.5'e benzer sonuçlar çıkmıştır. AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %89.6, %100, %100, %0, %0.2, %60.2, %89.8, %91.6, %95.8, n=400 için %89.8, %100, %100, %0, %0, %55.4, %89.8, %90, %91.6, n=1000 için %87.6, %100, %100, %0, %0, %51, %87.6, %88.6, %88.6 ve n=4000 için %88.8, %100, %100, %0, %0, %51, %88.8, %89, %89.2'dir. 2 gizli değişkenli ölçüm modelleri için GrM1'e göre kriterlerin değerlendirilmesi ile GrM2'ye göre kriterlerin değerlendirilmesi arasında belirgin bir fark yoktur.

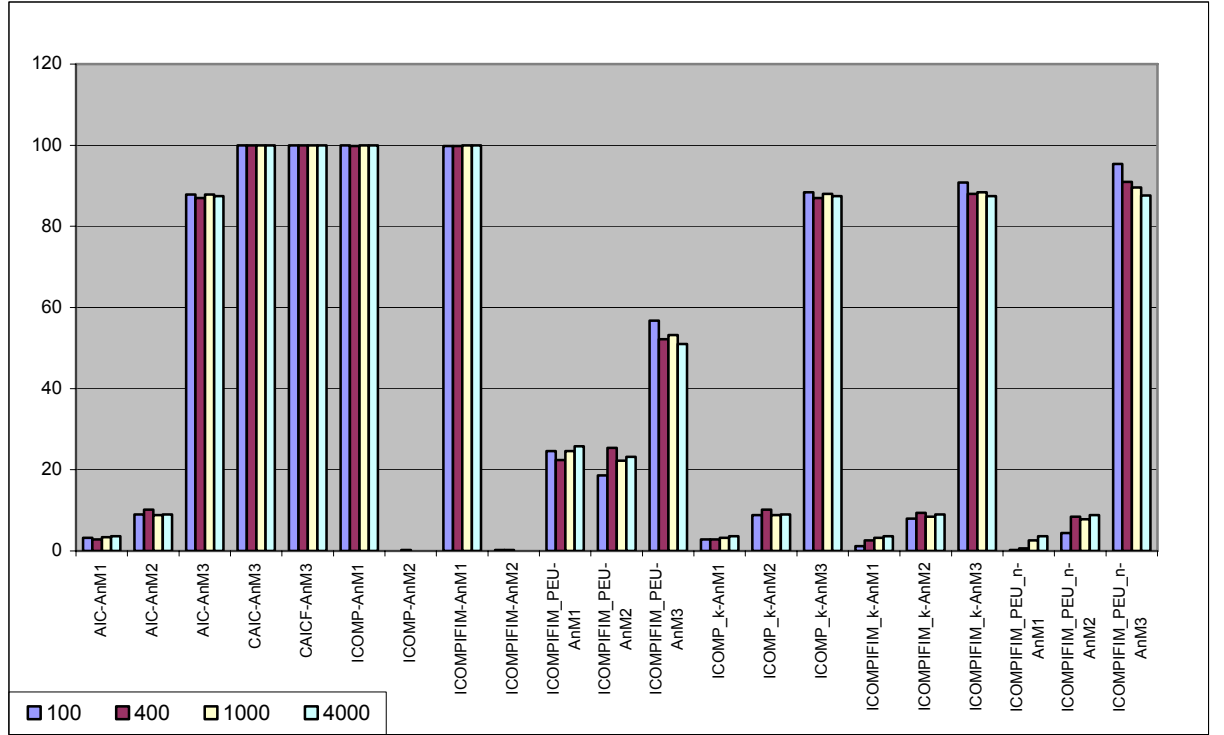


Şekil 4.7. 1'nci deneme kümesinde GrM3 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Şekil 4.7'de, Şekil 4.5 ve Şekil 4.6'ya göre bazı kriterlerde belirgin farklılıklar vardır. AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %81.6, %67.8, %57.6, %0, %0.4, %58.8, %81.4, %82.4, %85, n=400 için %89.2, %100, %99.6, %0, %0, %54.8, %89.2, %89.8, %91.6, n=1000 için %87.4, %100, %100, %0, %0, %51.6, %87.4, %87.8, %89.2 ve n=4000 için %89, %100, %100, %0, %0, %51.6, %89, %89, %89' dur. n=100 için AIC, CAIC,

CAICF, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin doğru modeli seçme yüzdeleri GrM1 ve GrM2'ye göre düşüş göstermiştir. En fazla düşüş CAIC ve CAICF kriterlerinde görülmektedir. CAIC ve CAICF'in doğru modeli seçme yüzdesindeki azalışla aynı oranda az uyumlu modelleri seçme yüzdeleri artmıştır. Örneklem genişliği arttıkça bu kriterlerin doğru modeli seçme yüzdeleri de artmaktadır. ICOMP, ICOMP(IFIM) ve ICOMP(IFIM)_PEU kriterlerinde ise göze çarpan bir değişiklik yoktur.

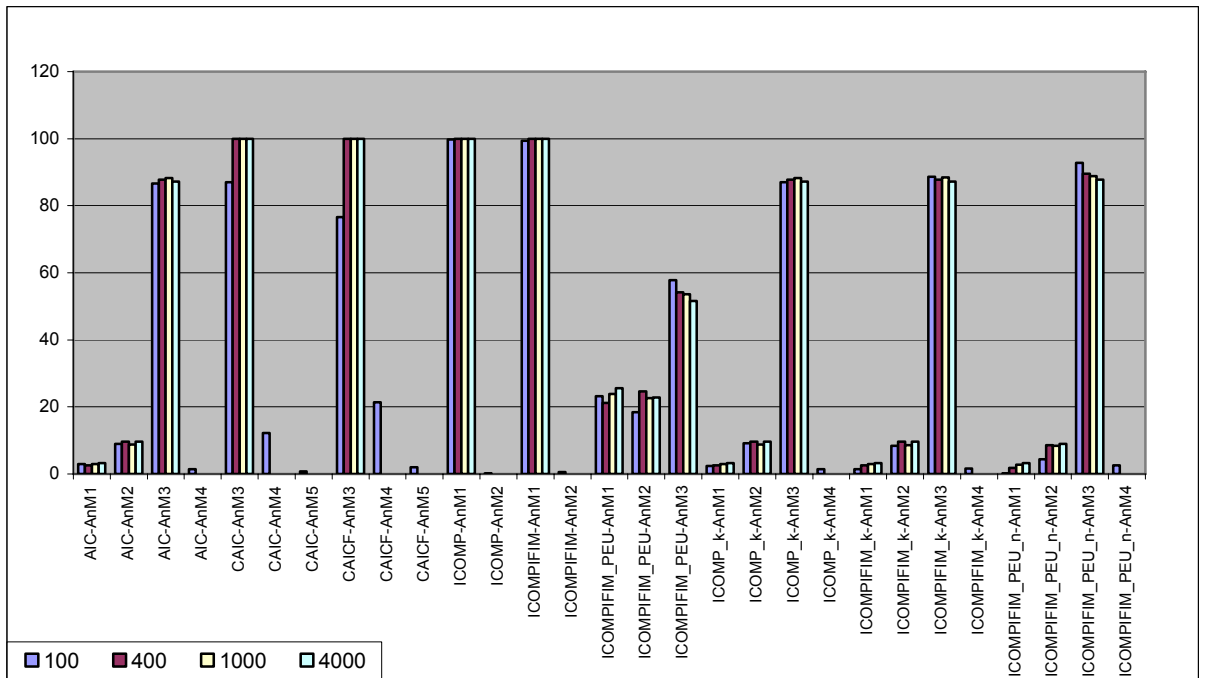
2 gizli değişkenli yanlış belirlenmiş ölçüm modelleri için kriterlerin AnM'leri seçme yüzdesi ve yorumlar, 2 gizli değişkenli doğru belirlenmiş ölçüm modellerine benzerlik gösterdiği için çalışmada ayrıntılı olarak incelenmemiş, grafikleri Ek 8'de verilmiştir.



Şekil 4.8. 3'ncü deneme kümesinde GrM1 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Şekil 4.8'e göre AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %87.8, %100, %100, %0, %0, %56.8, %88.4, %90.8, %95.4, n=400 için %87, %100, %100, %0, %0, %52.2, %87, %88, %91, n=1000 için %87.8, %100, %100, %0, %0, %53.2, %88, %88.4, %89.6 ve n=4000 için %87.4, %100, %100, %0, %0, %51, %87.4, %87.4, %87.6'dır. Kriterlerin doğru modeli seçme yüzdesine göre bütün örneklem genişlikleri için en büyük yüzdeye

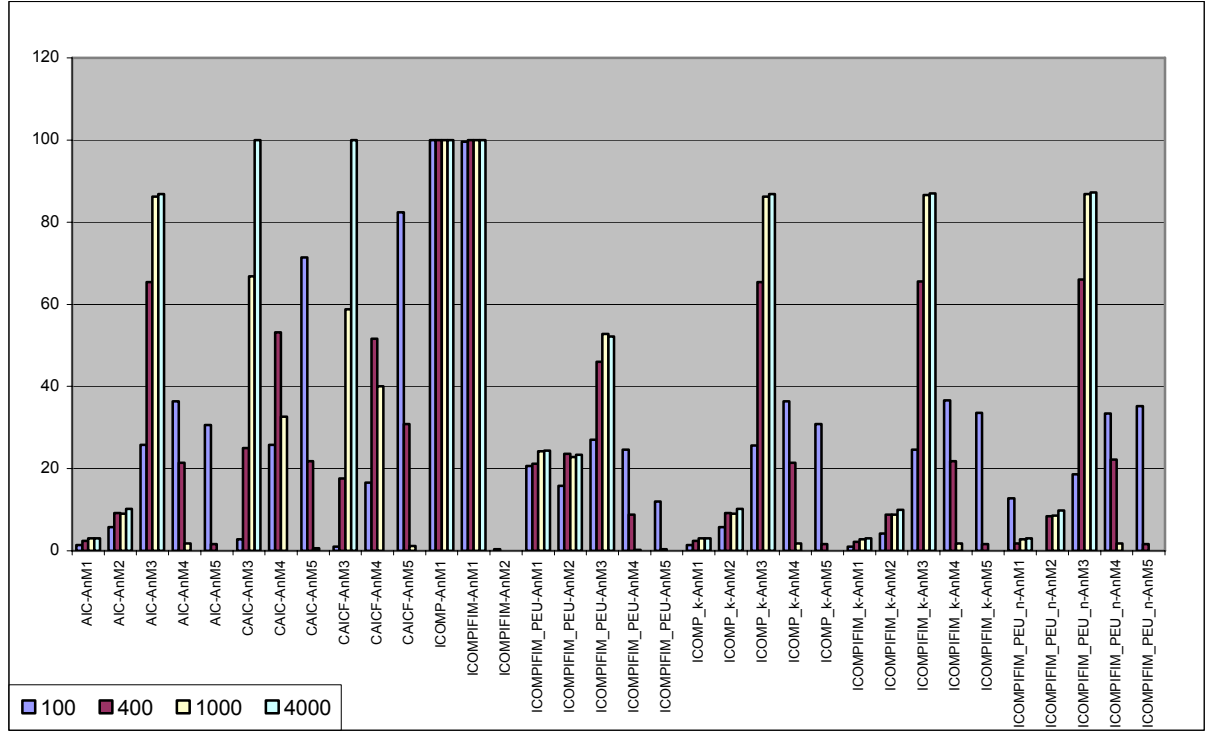
sahip olan kriterler CAIC ve CAICF'dir. Bu kriterleri sırasıyla n=100, 400, 1000 için ICOMP(IFIM)_PEU_n, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP_k, AIC kriterleri takip etmektedir. n=4000 için bu kriterlerin doğru modeli seçme yüzdesi hemen hemen eşitlenmiştir. ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP_k kriterlerinde örneklem genişliği büyüdükçe doğru modeli seçme yüzdelerinde küçük oranda düşüş görülmektedir. ICOMP(IFIM)_PEU kriterinin ise doğru modeli seçme yüzdesi diğer AnM'lere göre en büyük olsa da diğer kriterlere göre oldukça düşüktür ve fazla uyumlu modelleri seçme yüzdesi diğer kriterlere göre oldukça yüksektir. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterleri ise bütün örneklem genişlikleri için yaklaşık %100' lük bir yüzde ile AnM1'i seçmektedir.



Şekil 4.9. 3'ncü deneme kümesinde GrM2 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

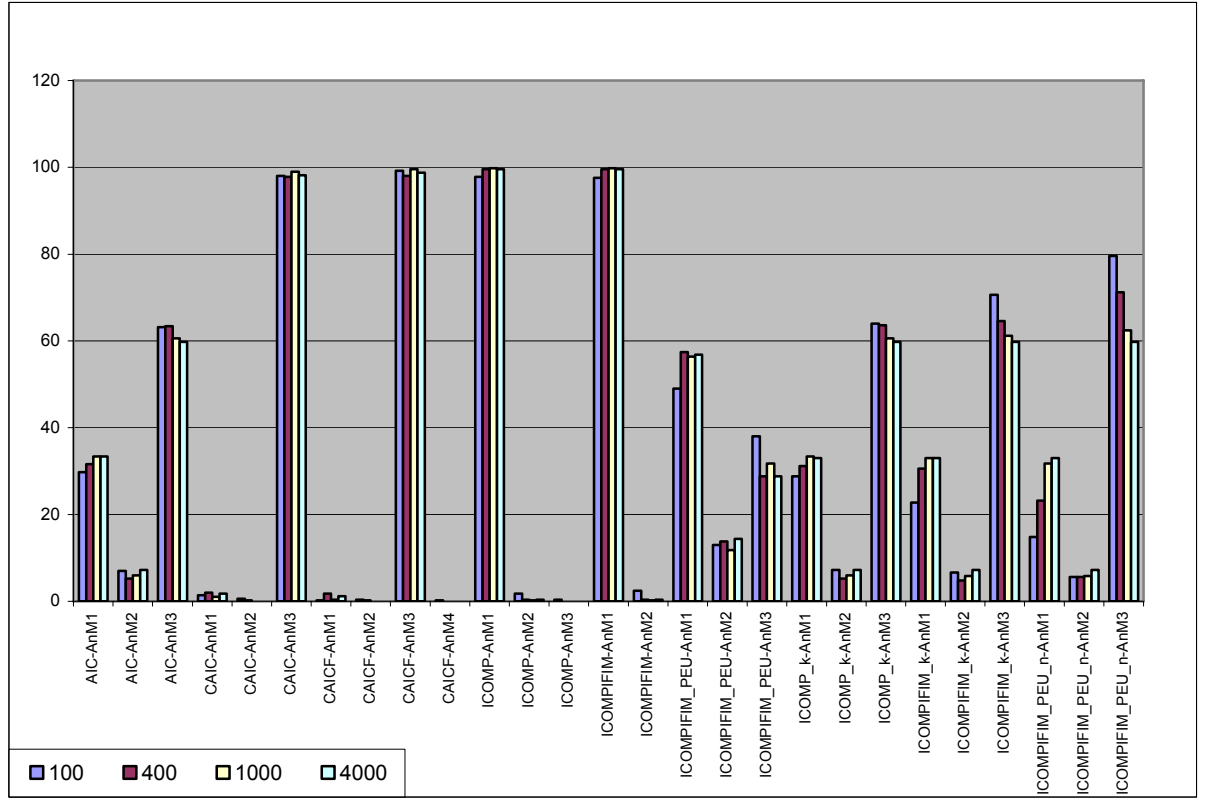
Şekil 4.9'a göre, AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %86.6, %87, %76.6, %0, %0, %57.6, %87, %88.6, %92.8, n=400 için %87.8, %100, %100, %0, %0, %54.2, %87.8, %87.8, %89.6, n=1000 için %88.2, %100, %100, %0, %0, %53.6, %88.2, %88.4, %88.8 ve n=4000 için %87.2, %100, %100, %0, %0, %51.6, %87.2, %87.2, %87.8'dir. Şekil 4.11'de yer alan GM1 için elde edilen sonuçlara oldukça benzer çıkmıştır. Göze çarpan farklılık ise CAIC ve CAICF kriterlerinin n=100 için doğru modeli seçme yüzdeleri %100'den sırasıyla %87 ve %76.6'ya düşmesidir. AIC, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k,

ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinde de doğru modeli seçmede n=100 için küçük oranlarda düşüş görülmektedir.



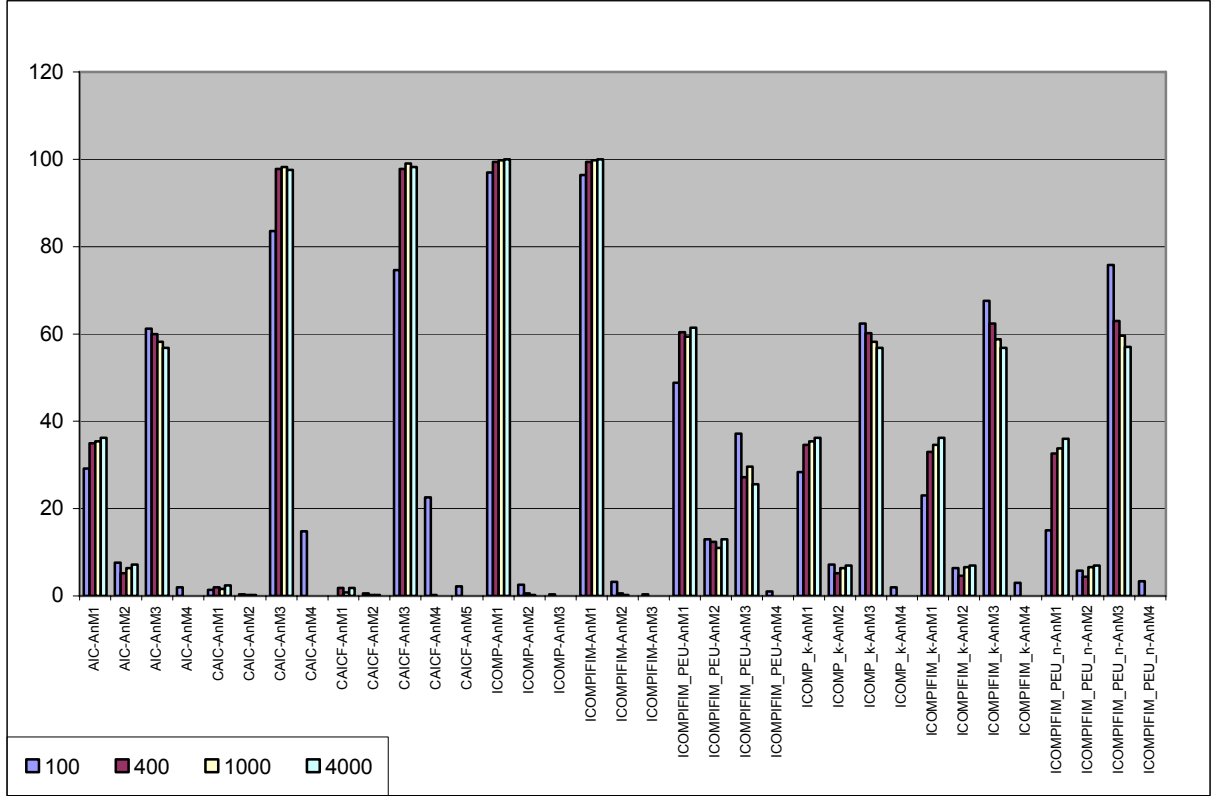
Şekil 4.10. 3'ncü deneme kümesinde GrM3 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Şekil 4.10'a göre, AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %25.8, %2.8, %1, %0, %0, %27, %25.6, %24.6, %18.6, n=400 için %65.4, %25, %17.6, %0, %0, %46, %65.4, %65.6, %66, n=1000 için %86.2, %66.8, %58.8, %0, %0, %52.8, %86.2, %86.6, %86.8 ve n=4000 için %86.8, %100, %100, %0, %0, %52.2, %86.8, %87, %87.2'dir. AIC, CAIC, CAICF, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin örneklem genişliği küçüldükçe doğru modeli seçme yüzdeleri oldukça düşerken az uyumlu modelleri seçme yüzdeleri artmaktadır. En çok düşüş CAIC ve CAICF'de görülmektedir. n=400 için AIC, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin doğru modeli seçme yüzdesi artarak AnM'ler arasında en büyük yüzdeye sahip olurken CAIC ve CAICF kriterlerinin ise az uyumlu modelleri seçme yüzdesi fazladır. n=1000 ve n=4000 için bu kriterler büyük bir yüzde ile doğru modeli seçmektedir. ICOMP(IFIM)_PEU kriteri ise diğer kriterler gibi sadece az uyumlu modelleri değil aynı zamanda fazla uyumlu modelleride seçme eğilimindedir. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterleri yine %100'e yakın bir yüzde ile AnM1'i seçmektedir.



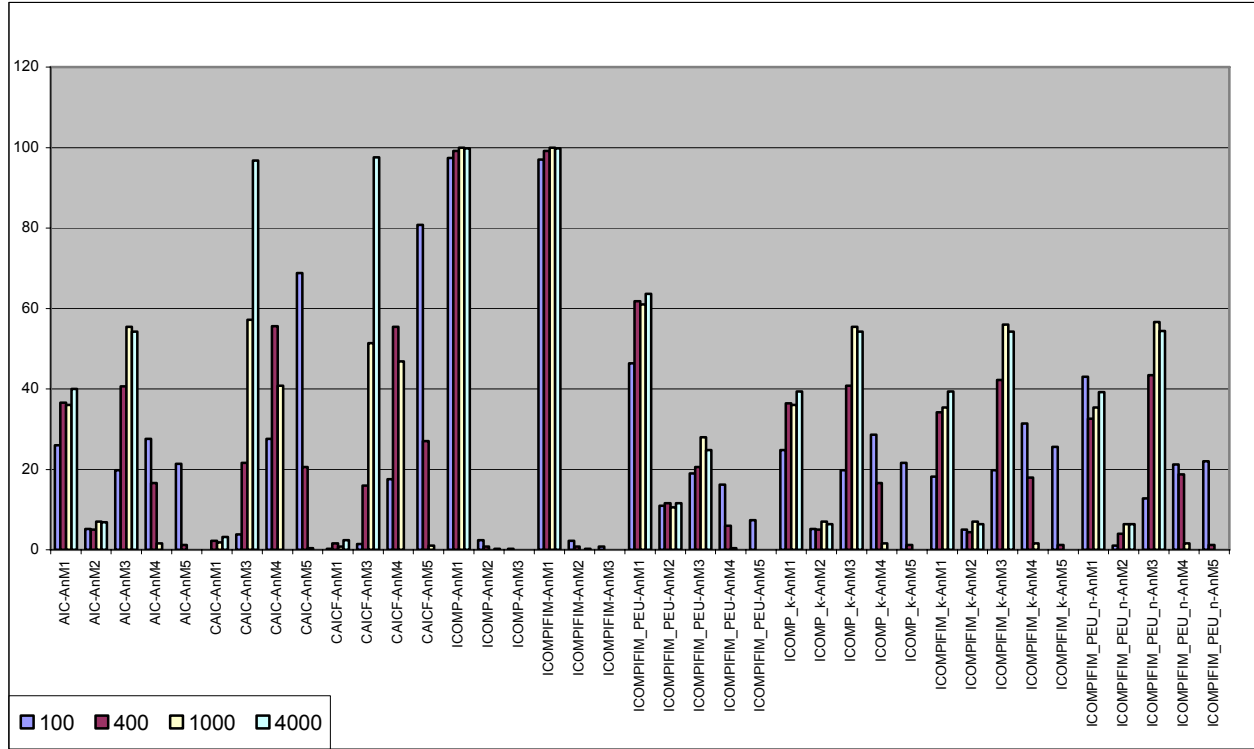
Şekil 4.11. 4'ncü deneme kümesinde GrM1 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Şekil 4.11'e göre AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %63.2, %98, %99.2, %0.4, %0.4, %38, %64, %70.6, %79.6, n=400 için %63.4, %97.8, %98, %0, %0, %28.8, %63.6, %64.6, %71.2, n=1000 için %60.6, %99, %99.6, %0, %0, %31.8, %60.6, %61.2, %62.4 ve n=4000 için %59.8, %98.2, %98.8, %0, %0, %28.8, %59.8, %59.8, %59.8'dir. AIC, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin örneklem genişliği arttıkça doğru modeli seçme yüzdesi küçük oranda azalmıştır. Bu kriterler 3 gizli değişkenli doğru belirlenmiş GrM1'den farklı olarak, bütün örneklem genişlikleri için doğru modeli seçme yüzdesi azalmış fazla uyumlu modelleri seçme yüzdesi artmış, CAIC ve CAICF'in ise doğru modeli seçme yüzdelerinde fazla bir değişiklik olmamıştır. ICOMP(IFIM)_PEU kriterinin de diğer kriterlerde olduğu gibi doğru modeli seçme yüzdesi azalmış fazla uyumlu modelleri seçme yüzdesi artmıştır. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterlerinde ise yine bir değişiklik söz konusu olmamıştır.



Şekil 4.12. 4'ncü deneme kümesinde GrM2 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Yanlış belirlenmiş ölçüm modeli için de GrM2'ye göre elde edilen sonuçlar, GrM1'e göre elde edilen sonuçlara benzer çıkmıştır. Şekil 4.12'ye göre AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri, n=100 için %61.2, %83.6, %74.6, %0.2, %0.2, %37.2, %62.4, %67.6, %75.8, n=400 için %60, %97.8, %97.8, %0, %0, %27.2, %60.2, %62.4, %63, n=1000 için %58.2, %98.2, %99, %0, %0, %29.6, %58.2, %58.8, %59.6 ve n=4000 için %56.8, %97.6, %98.2, %0, %0, %25.6, %56.8, %56.8, %57'dir. Şekil 4.11 ve Şekil 4.12 arasındaki en belirgin fark, doğru belirlenmiş modellerde olduğu gibi CAIC ve CAICF kriterlerinin n=100 için doğru modeli seçme yüzdelerindeki düşüştür. AIC, CAIC, CAICF, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n ve ICOMP(IFIM)_PEU kriterleri, GrM1'e göre GrM2'de doğru modeli seçme yüzdeleri bakımından küçük oranlarda düşüş göstermektedir.



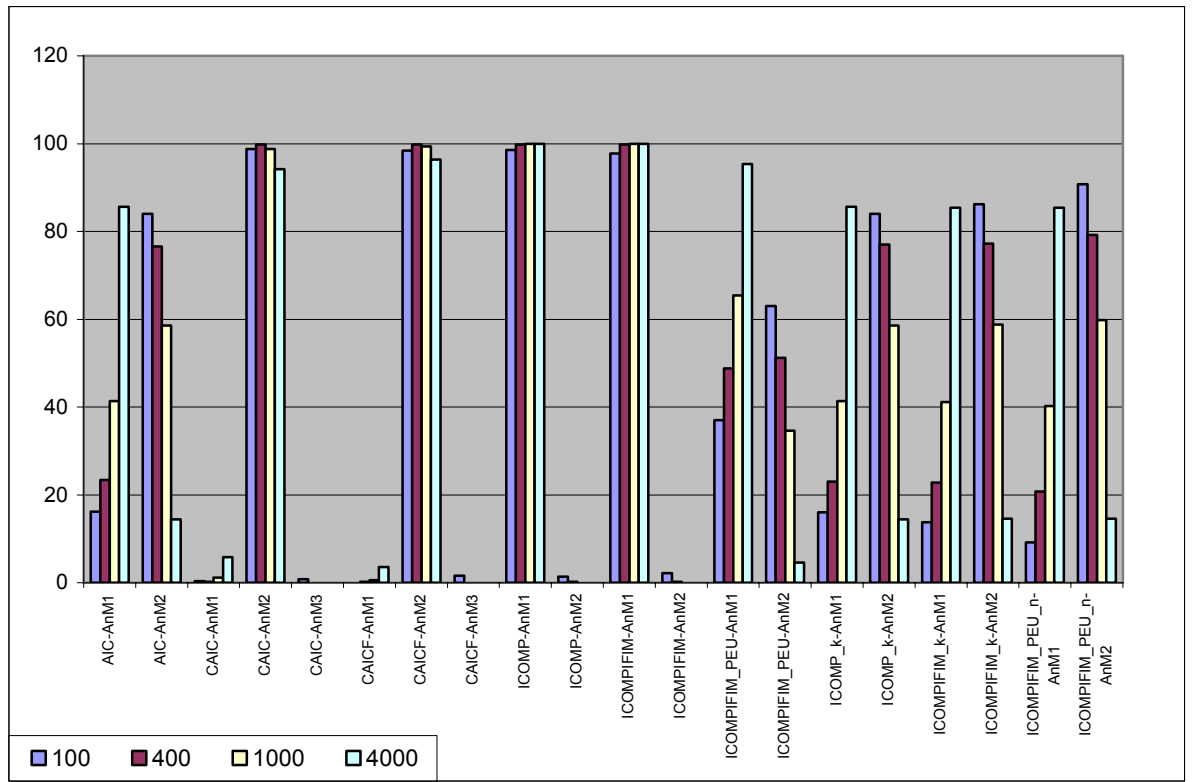
Şekil 4.13. 4'ncü deneme kümesinde GrM3 için örneklem genişliklerine göre kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Şekil 4.13'e göre AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin sırasıyla doğru modeli seçme yüzdeleri n=100 için %19.8, %3.8, %0.2, %0.6, %19, %1.4, %19.8, %19.8, %12.8, n=400 için %40.6, %21.6, %16, %0, %0, %20.6, %40.8, %42.2, %43.4 n=1000 için %55.4, %57.2, %51.4, %0, %0, %28, %55.4, %56, %56.6 ve n=4000 için %54.2, %96.8, %97.6, %0, %0, %28, %54.2, %54.2, %54.4'dür. AIC, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri, GrM1 ve GrM2'ye göre doğru modeli seçme yüzdesi düşüş göstermiştir. Bu kriterler n=100 iken hemen hemen eşit bir biçimde bütün AnM'leri seçerken örneklem genişliği arttıkça doğru modeli seçme yüzdeleri de artmıştır. CAIC ve CAICF kriterleri ise n=100 ve 400 iken az uyumlu modelleri seçme yüzdesi büyük iken n=1000, 4000 için doğru modeli seçme yüzdesi büyüktür. Diğer GrM'lere göre, doğru modeli seçme yüzdeleri bakımından en fazla düşüşün görüldüğü kriterler n=100, 400, 1000 için CAIC ve CAICF kriterleridir. ICOMP(IFIM)_PEU kriteri de diğer GrM'lere göre düşüş göstermiştir. Fakat bu düşüş diğer kriterlerde ki gibi büyük oranda olmamıştır. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterlerinde bir değişiklik söz konusu değildir.

Kriterlerin AnM'leri seçme yüzdelere göre 4 gizli değişkenli doğru ve yanlış belirlenmiş ölçüm modelleri için elde edilen sonuçlar 3 gizli değişkenli doğru ve yanlış belirlenmiş ölçüm modelleri için elde edilen sonuçlara benzerlik gösterdiği için çalışmada detaylı olarak incelenmemiş, bu deneme kümeleri için kriterlerin AnM'leri seçme yüzdesine göre hazırlanan grafikler Ek 8'de verilmiştir.

4.1.3.2. Genel YEM İçin Elde Edilen Sonuçların Değerlendirilmesi

Genel YEM için de kriterler arasındaki farkı daha iyi görebilmek için örneklem genişlikleri bazında kriterlerin AnM'leri seçme yüzdeleri aşağıdaki grafikte gösterilmiştir.



Şekil 4.14. Genel YEM için kriterlerin AnM'leri seçme histogramı

Genel YEM için AIC, CAIC, CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri sırasıyla doğru modelleri seçme yüzdeleri n=100 için, %84, %98.8, %98.4, %1.4, %2.2, %63, %84, %86.2, %90.8, n=400 için, %76.6, %99.8, %99.8, %0.2, %0.2, %51.2, %77.2, %79.2, n=1000 için %58.6, %98.8, %99.4, %0, %0, %34.6, %58.6, %58.8, %59.8, n=4000 için, %14.4, %94.2, %96.4, %0, %0, %4.6, %14.4, %14.6, %14.6' dır. AIC, ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri n=100 için büyük bir yüzde ile doğru modeli seçerken, örneklem büyüklüğü arttıkça

bu kriterlerin dođru modeli seme yzdeleri azalmıř fazla uyumlu modeli seme yzdeleri artmıřtır. $n=4000$ iin bu kriterler en byk yzde ile fazla uyumlu modeli semiřlerdir. CAIC ve CAICF kriterleri ise btn rneklem geniřlikleri iin dođru modeli semektedir. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterleri ise btn rneklem geniřlikleri iin en fazla bilinmeyen parametrelili modeli semektedir.

5. UYGULAMA

AIC-tipi ve ICOMP-tipi kriterlerin benzetim çalışması ile karşılaştırılmasının ardından bu kriterlerin gerçek verilerdeki performanslarını incelemek için kriterler özel bir araştırma şirketi tarafından alınan verilere uygulanmıştır. Veri kümesi, bir içecek şirketinin reklam ve marka iletişim etkinliklerini sürekli olarak ölçmek ve bu yolla iletişim yatırımlarının verimlilikleri ile ilgili değerlendirme yapmak amacıyla toplanmış, genişliği 135 olan örneklerden oluşmaktadır. Verilerde ürünün, “serinletici”, “tadı harika”, “yemeklerle iyi giden”, “beni canlandıran”, “kendimi iyi hissettiren” “kaliteli ürünleri olan marka” ve “ödenen paraya değer” olmak üzere yedi özelliği dikkate alınmıştır. Verilerin gizliliği nedeni ile detaylı bilgi verilemediğinden dolayı çalışmada sadece değişkenlerin ismi yer almıştır. Verilerin bir özeti Ek 9’da verilmiştir.

Bir önsel bilginin olmamasından dolayı verilere ilk olarak AFA uygulanmış ve değişkenlerin hangi faktörlere bağlanacağı ile ilgili bir ön bilgi sağlanmıştır. SPSS paket programında uygulanan faktör analizi sonuçları Tablo 4.2’de verilmiştir.

Tablo 4.2. AFA sonuçları

	Faktör		
	1	2	3
Serinletici	,573	,262	8,558E-02
Tadı Harika	,782	,263	7,381E-02
Yemeklerle iyi giden	,762	,169	,166
Ödediğim paraya değer	-1,20E-02	8,102E-02	,663
Beni canlandıran	,259	,958	,123
kaliteli	,488	,174	,855
Kendimi iyi hissettiren	,414	,611	,176

Kullanılan kestirim yöntemi: EÇÖ

Kullanılan faktör döndürme yöntemi: Varimax

Bu bilginin ışığında, oluşturulmuş faktörlere göre 3 tane gizli değişken “tat”, “his” ve “kalite” olarak adlandırılmıştır. İçeceğin tadının ve verdiği hissin kaliteyi etkileyeceği varsayımı altında bir genel YEM modeli oluşturulmuştur. Bu modelde faktör 1’e yüklenen “serinletici”, “tadı harika”, “yemeklerle iyi giden” değişkenleri gözlenen

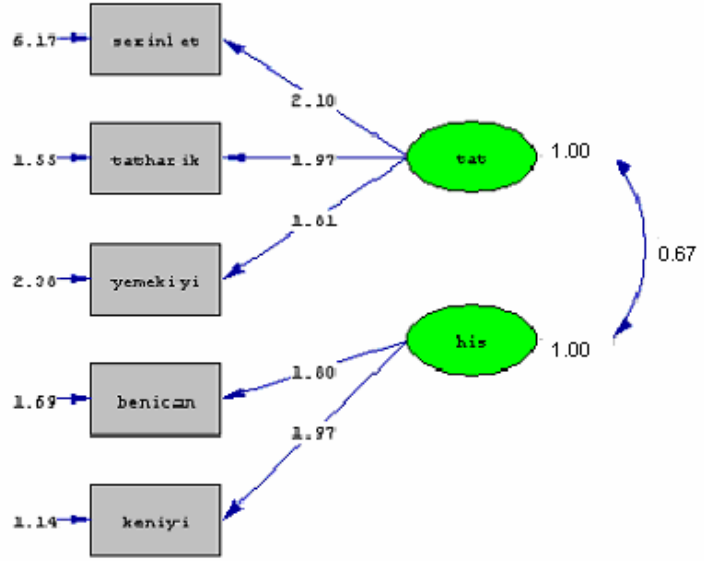
dışsal değişkenler olarak belirtilmiş ve “tat” gizli dışsal değişkenine bağlanmışlardır. Faktör 2’ye yüklenen “beni canlandıran”, “kendimi iyi hissettiren” değişkenleri de gözlenen dışsal değişkenler olarak belirtilmiş ve “his” gizli dışsal değişkenine bağlanmışlardır. Son olarak faktör 3’e yüklenen “kaliteli ürünleri olan marka” ve “ödenen paraya değer” değişkenleri gözlenen içsel değişkenler olarak belirtilmiş ve “kalite” gizli içsel değişkenine bağlanmışlardır.

Bu bağlamda kriterlerin karşılaştırılması için gerçek veriler genel YEM’in alt modeli olan ölçüm modeline ve genel YEM’e uygulanmıştır.

5.1. GERÇEK VERİLERİN ÖLÇÜM MODELİNE UYGULANMASI

İlk olarak, kriterlerin karşılaştırılması için veriler, eşitlik (2.7) ile açıklanan modele uygun olarak yukarıda adı geçen gözlenen ve gizli dışsal değişkenler ile oluşturulan ölçüm modeli için analiz edilmiştir.

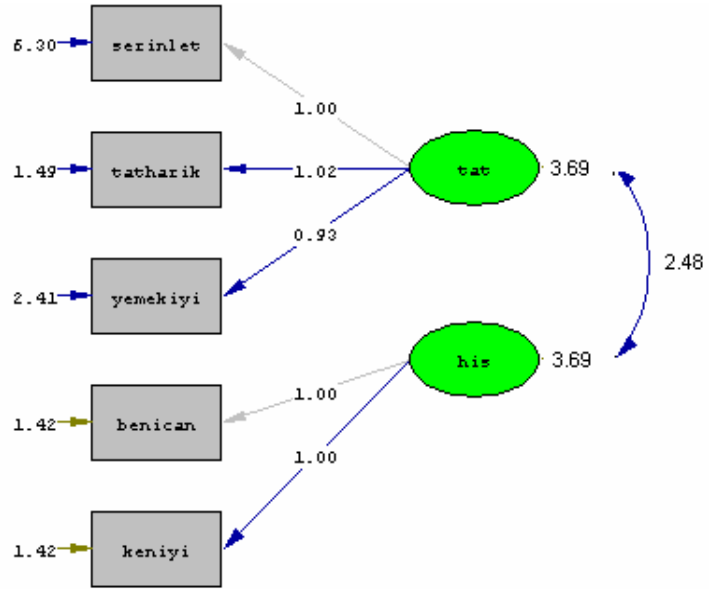
Çalışmada kullanılan kriterler tam tanımlı modele uygulanmadıkları için fazla tanımlı modeller seçilmiştir. Modellerin fazla tanımlı olmaları için eşitlik (2.20)’de verilen tanımlanabilirlik kuralına uygun olarak seçilen modellerin serbest parametre sayısı 15’den küçük olarak belirlenmesi gerekmektedir. Buna göre kriterleri değerlendirmek için 11, 9 ve 8 serbest parametre sayılı üç farklı ölçüm modeli karşılaştırılmıştır. Bu üç modelin LISREL programından elde edilen analiz sonuçlarının yol diyagramları sırasıyla Şekil 4.15, Şekil 4.16 ve Şekil 4.17’de verilmiştir.



Chi-Square=4.95, df=4, P-value=0.29204, RMSEA=0.042

Şekil 4.15. 11 serbest parametrelı ölçüm modeli (Model 1)

Şekil 4.15'de 11 serbest parametrelı veriye uyumlu olarak bulunan (sig.0.29>0.05) ölçüm modelinde, bütün parametreler serbest olarak kestirilmiştir.

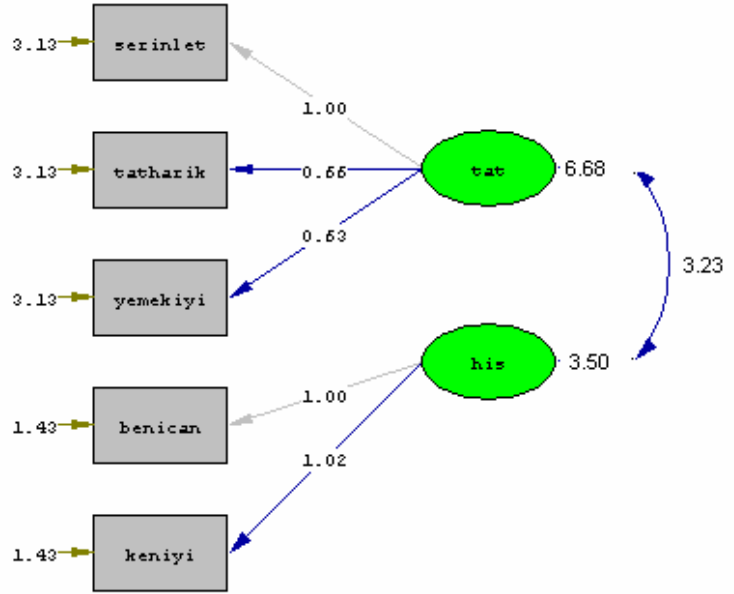


Chi-Square=6.02, df=6, P-value=0.42108, RMSEA=0.005

Şekil 4.16. 9 serbest parametrelı ölçüm modeli (Model 2)

Şekil 4.16'da 8 serbest parametrelı veriye uyumlu olarak bulunan (sig.0.42>0.05) ölçüm modelinde, her bir gizli deęişkendeki bir yol katsayısı 1'e sabitlenmiş ve "his"

gizli deęişkenine ait gözlenen deęişkenlerin ölçüm hataları birbirlerine eşitlenerek kısıtlandırılmıştır.



Chi-Square=30.10, df=7, P-value=0.00009, RMSEA=0.157

Şekil 4.17. 8 serbest parametrelili ölçüm modeli (Model 3)

Şekil 4.17'de 7 serbest parametrelili veriye uyumlu bulunmayan (sig.0.00009<0.05) ölçüm modelinde ise her bir gizli deęişkendeki bir yol katsayısı 1'e sabitlenmiş ve aynı gizli deęişkene sahip gözlenen deęişkenlerin ölçüm hataları birbirlerine eşit olarak kısıtlandırılmıştır.

Kriterlerin bu üç ölçüm modeli için LISREL ve MATLAB programlarından yararlanarak elde edilen deęerleri Tablo 4.3'de verilmiştir.

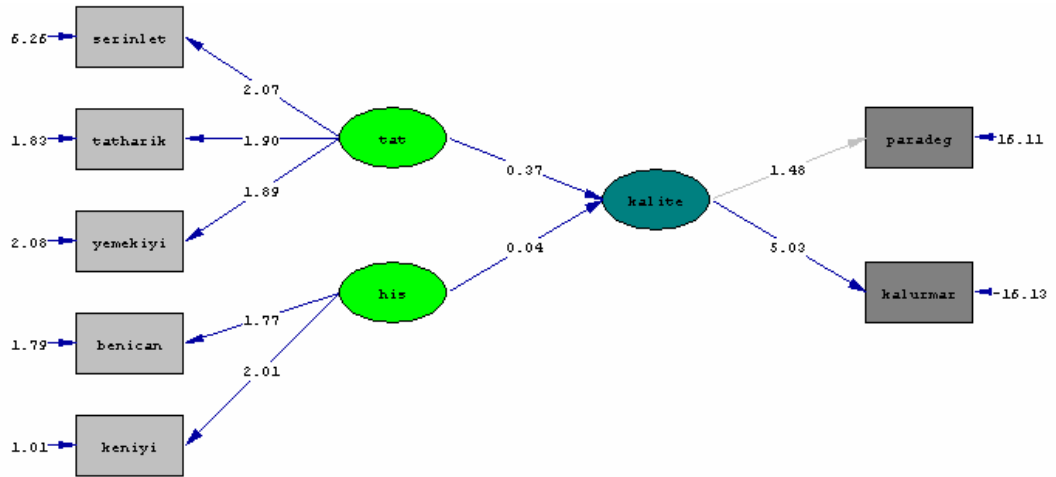
Tablo 4.3. Kriterlerin üç ölçüm modeli için elde edilen deęerleri

	Model 1	Model 2	Model 3
AIC	26,9540	24,0190	46,1030
CAIC	69,9120	59,1660	77,3450
CAICF	102,2440	89,4378	105,3187
ICOMP	7,2067	8,1916	32,1616
ICOMP(IFIM)	39,3808	40,0092	63,1424
ICOMP(IFIM)_PEU	50,3808	49,0092	71,1424
ICOMP_k	29,2067	26,1916	48,1616
ICOMP(IFIM)_k	61,3808	58,0092	79,1424
ICOMP(IFIM)_PEU_n	63,7251	59,6060	80,4224

Yalınlık uyum kriterlerinin amacına göre, karşılaştırılan modeller arasında veriye uyumlu en az parametrelili model en iyi modeldir. Bu durumda kriterlerin Model 2'yi seçmesi beklenmektedir. Tablo 4.3'de koyu olarak belirtilen sayılar, kriterlerin modeller arasında en küçük değerine sahip olan değerdir. AIC, CAIC, CAICF, ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerine göre en iyi model Model 2, ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterlerine göre ise en iyi model Model 1 olarak seçilmiştir. Ölçüm modeline göre, kriterlerin gerçek veriye uygulanması ile elde edilen sonuçlar benzetim çalışması ile elde edilen sonuçları doğrulamaktadır.

5.2. GERÇEK VERİLERİN GENEL YEM'E UYGULANMASI

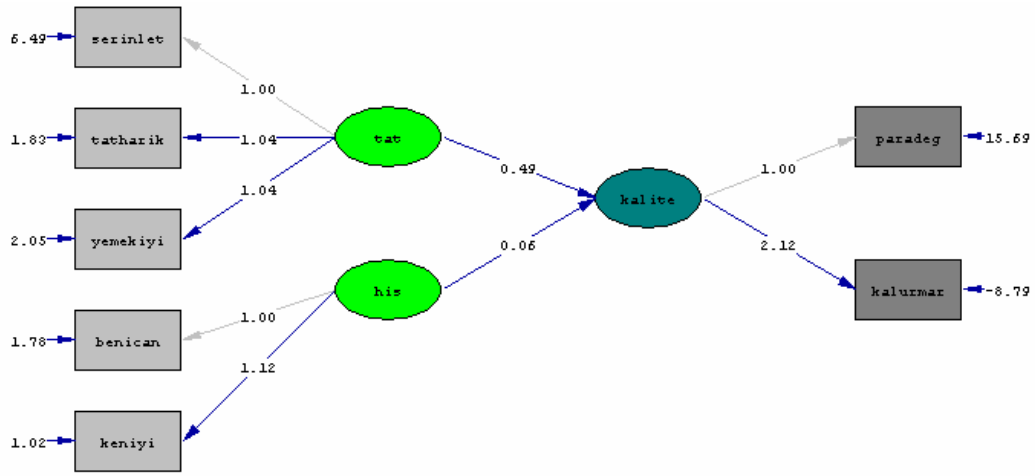
Genel YEM, yukarıda açıklanan gerçek veriler üzerinden gözlenen içsel ve dışsal, gizli içsel ve dışsal değişkenler kullanarak eşitlik (2.7), (2.8) ve (2.14)'de kullanılan model biçimlerine uydurulmuştur. Bu bağlamda modellerin fazla tanımlı olması varsayımı altında 17 ve 15 serbest 13 serbest parametrelili üç farklı genel YEM modeli oluşturulmuş ve kriterler karşılaştırılmıştır. Üç modelin LISREL programında analiz sonuçları ile elde edilen yol diyagramları Şekil 4.18, Şekil 4.19 ve Şekil 4.20'de verilmiştir.



Chi-Square=10.30, df=11, P-value=0.50334, RMSEA=0.000

Şekil 4.18. 17 serbest parametrelili genel YEM (Model 1)

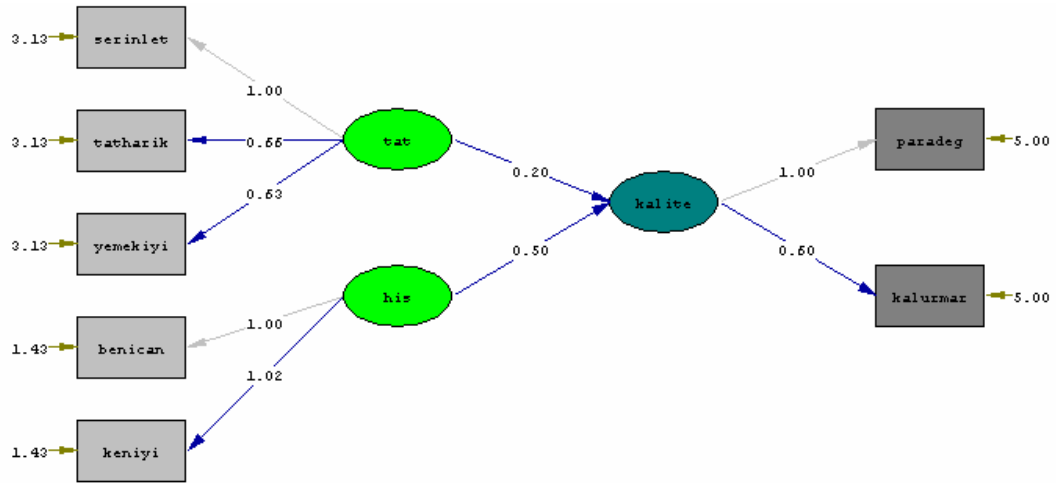
Şekil 4.18'de 17 serbest parametrelili ve veriye uyumlu olarak bulunan (sig.0.50>0.05) genel YEM'de, bütün parametreler serbest olarak kestirilmiştir.



Chi-Square=12.73, df=13, P-value=0.46857, RMSEA=0.000

Şekil 4.19. 15 serbest parametrelili genel YEM (Model 2)

Şekil 4.19'da 15 serbest parametrelili veriye uyumlu olarak bulunan ($\text{sig}.0.47 > 0.05$) genel YEM'de, her bir gizli değişkendeki bir yol katsayısı 1'e sabitlenmiştir.



Chi-Square=84.84, df=15, P-value=0.00000, RMSEA=0.186

Şekil 4.20. 13 serbest parametrelili genel YEM (Model 3)

Şekil 4.20'de 13 serbest parametrelili veriye uyumlu bulunmayan ($\text{sig}.0.000 < 0.05$) genel YEM'de, her bir gizli değişkendeki bir yol katsayısı 1'e sabitlenmiş ve aynı gizli değişkene sahip gözlenen değişkenlerin ölçüm hataları birbirlerine eşitlenerek kısıtlandırılmıştır.

Kriterlerin bu üç genel YEM için LISREL ve MATLAB programlarından yararlanarak elde edilen değerleri Tablo 4.4'de verilmiştir.

Tablo 4.4. Kriterlerin üç genel YEM için elde edilen değerleri

	Model 1	Model 2	Model 3
AIC	44,3030	42,7340	110,8400
CAIC	110,6900	101,3100	161,6100
CAICF	160,0358	148,4866	201,0403
ICOMP	14,1039	16,5872	87,9880
ICOMP(IFIM)	71,8789	74,7385	140,3727
ICOMP(IFIM)_PEU	88,8789	89,7385	153,3727
ICOMP_k	48,1039	46,5872	113,9880
ICOMP(IFIM)_k	105,8789	104,7385	166,3727
ICOMP(IFIM)_PEU_n	111,4479	109,0605	169,6227

Tablo 4.4'de koyu olarak belirtilen sayılar, kriterlerin modeller arasında en küçük değerine sahip olan değerdir. AIC, CAIC, CAICF, ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerine göre en iyi model Model 2 ve ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterlerine göre ise en iyi model Model 1 olarak seçilmiştir. Genel YEM'e göre, kriterlerin gerçek veriye uygulanması ile elde edilen sonuçlar benzetim çalışması ile elde edilen sonuçları doğrulamaktadır.

6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

YEM’de AIC-tipi ve ICOMP-tipi kriterlerinin karşılaştırılması için yapılan benzetim çalışması sonucunda elde edilen bulgular bu kriterlerin kendi içlerinde farklılık gösterdiğine işaret etmektedir. Bu yüzden AIC-tipi kriterler için tek tip bir yorum, ICOMP-tipi kriterler için de tek tip bir yorum yapmak mümkün olmamıştır ve her bir kriter farklı şekilde değerlendirilmiştir. Ölçüm modelleri için ve genel YEM için elde edilen sonuçlar aşağıda maddeler halinde verilmiştir.

1. Ölçüm modellerinde, ölçüm hataları arasında fark büyükse veya ölçüm hatası arasında fark küçük fakat örneklem genişliği büyükse en iyi performans gösteren kriterler CAIC ve CAICF’dir. Bu kriterleri aynı koşullar altında; AIC, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri izlemektedir. ICOMP(IFIM)_PEU kriteri, doğru modeli seçmesine rağmen, yukarıda belirtilen kriterler kadar iyi performans göstermemektedir.
2. Ölçüm modellerinde, ölçüm hataları arasındaki fark küçükse AIC, CAIC, CAICF, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri, yanlış belirlenmiş modelleri seçme eğilimindedir. Fakat örneklem genişliği arttıkça bu eğilim doğru modeli seçme yönünde değişir.
3. Ölçüm modellerinde, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri, ölçüm hataları arasındaki fark nispeten büyük olduğunda, küçük örneklem için AIC ve ICOMP_k kriterlerinden biraz daha iyi performans göstermekle birlikte örneklem genişliği arttıkça sonuçlar birbirine benzemektedir.
4. Ölçüm modellerinde, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin ölçüm hataları arasındaki fark büyük olduğu zaman, örneklem genişliği arttıkça doğru modeli seçme yüzdesi nispeten azalırken, ölçüm hataları arasındaki fark azaldığı zaman, örneklem genişliği arttıkça doğru modeli seçme yüzdesi artmaktadır.

5. 2 gizli deęişkenli ölçüm modelleri için kriterler, 2'den fazla gizli deęişkene sahip ölçüm modellerine göre, ölçüm hataları arasındaki farktan ve modelin doğru veya yanlış belirlenmesinden daha az etkilenmektedir.
6. Kriterler 2'den fazla gizli deęişkene sahip ölçüm modellerinde, ölçüm hataları arasındaki farkın büyüklüğüne, modelin doğru veya yanlış belirlenmesine, örneklem genişliğindeki deęişimlere göre benzer performans göstermişlerdir.
7. 2'den fazla gizli deęişkene sahip ölçüm modellerinde, doğru belirlenmiş modellere göre yanlış belirlenmiş modellerde AIC, ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin performansları düşüş göstermektedir.
8. Genel YEM'de de en iyi performansı CAIC ve CAICF kriterleri göstermiştir. AIC, ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin örneklem genişliği arttıkça performansları düşmüştür. Bu kriterler, örneklem genişliği arttıkça fazla uyumlu modelleri seçme eğilimindedir. Bu durum ki-kare testinin örneklem genişliğine olan duyarlılığından (yani örneklem genişliği çok büyükse doğru olan bir modeli ret etmesi veya örneklem genişliği küçükde yanlış modeli kabul etmesi) kaynaklanmaktadır. Çünkü CAIC ve CAIF kriterleri örneklem genişliğine göre tutarlı iken (ceza terimleri $\log(n)$) içermektedir), diğer kriterler ki-kare testine benzer şekilde örneklem genişliğine duyarlı sonuçlar vermişlerdir.
9. ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterleri ise bütün denemelerde (ölçüm modeli ve genel YEM için) en fazla serbest parametreye sahip olan modeli seçmektedir.
10. ICOMP(IFIM)_PEU kriteri bütün denemeler için doğru modeli olduğu kadar fazla uyumlu modelleri de seçme eğilimindedir.
11. AIC ve ICOMP_k, CAIC ve CAICF, ICOMP ve ICOMP(IFIM) ve nispeten ICOMP(IFIM)_k ve ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri bütün denemeler (ölçüm modeli ve genel YEM için) için benzer sonuçlar vermektedir.

Bu kriterler gerçek verilere uygulanarak benzetim çalışması ile elde edilen sonuçlar desteklenmiştir. Sonuç olarak YEM'de henüz kullanılmayan CAICF, ICOMP, ICOMP(IFIM), ICOMP(IFIM)_PEU, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterlerinin YEM'de ki performansları incelenmiş ve CAICF, ICOMP_k, ICOMP(IFIM)_k, ICOMP(IFIM)_PEU_n kriterleri YEM'de kullanılmakta olan AIC ve CAIC kriterleri kadar performans gösterdiği, ICOMP(IFIM)_PEU

kriterinin arařtırmanın kapsamına gre fazla uyumlu modellerle alıřmanın sorun olmadığı durumlarda kullanılabilir olduėu, ICOMP ve ICOMP(IFIM) kriterleri ile YEM'i deėerlendirmenin doėru olmayacaėı sylenbilir.

Bu alıřmanın, faktr sayısı, rneklem geniřliėi gzlenen deėiřkenlerin lm hatalarındaki farka ve doėru veya yanlıř belirlenmiř modellere gre farklı alıřmalarda model deėerlendirmek iin kullanılacak kriterlere karar vermede yardımcı olacaėı dřnlmektedir. Ayrıca literatrdeki alıřmalardan farklı olarak benzetim alıřmasında LISREL ile MATLAB programlarının birlikte kullanılması, YEM'de farklı amalar iin yapılacak benzetim alıřmaları iin temel oluřturmaktadır.

Bu alıřmada faktr sayısı, rneklem geniřliėi gzlenen deėiřkenlerin lm hatalarındaki farka ve doėru veya yanlıř belirlenmiř modellere gre kriterler karřılařtırılmıř olup izleyen alıřmalarda bu kriterler doėrusal olmayan modellere, normal daėılıma sahip olmayan verilere uygulanarak performansları deėerlendirilebilir. alıřmada, kullanılan deneme kmelerinin ve kriterlerin fazlalıėından dolayı yorumlarda fazla bilgi karmařıklıėına neden olmamak iin yukarıda nerilen durumların izleyen alıřmalarda yapılması hedeflenmiřtir.

KAYNAKLAR

- [1] **Cliff, N.**, 1983, Some cautions concerning the application of causal modeling Methods, *Multivariate Behavioral Research*, 18, 115-126
- [2] **Schumacker, R.E., Lomax, R.G.**, 2004, A Beginners's Guide to Structural Equation Modeling, Lawrence Erlbaum Associates, New Jersey
- [3] **Bentler, P.**, 1986, Structural modeling and Psychometrika: An historical perspective on growth and achievements, *Psychometrika*, 51, 35-51
- [4] **Williams, J.L., Bozdogan, H., Aiman-Smith L.**, 1995, Inference problems with equivalent models, in *Advanced Structural Equation Modeling Issues and Techiques*, pp. 279-314, Eds. Marcoulides, A.G. & Schumaker, R.E., Lawrence Erlbaum Associates, New Jersey
- [5] **Bollen, K.A.**, 1989, Structural Equations with Latent Variables, John Wiley, New York
- [6] **Cheng, E.W.L.**, 2001, SEM Being more Effective than Multiple Regression in Parsimonious Model Testing for Management Devolopment Research, *Journal of Management Development*. 20 (7), 650-667.
- [7] **Reisinger, Y. ve Turner, L.**, 1999, Structural Equation Modeling with LISREL: Application in Tourism , *Tourism Management*, Vol.20, pp.71-88.
- [8] **Şimşek, Ö.F.**, 2007, Yapısal Eşitlik Modellemesine Giriş: Temel İlkeler ve LISREL Uygulamaları, Ekinoks, Ankara
- [9] www.fleshandbones.com/readingroom/pdf/946.pdf Path Analysis and Structural Equation Modeling, 26 Mart 2007

- [10] **Kelloway E.K.**, 1998, Using Lisrel for Structural Equation Modeling: A Researcher's Guide, Sage Publications
- [11] **Stoelting, R.**, 2002, Structural Equation Modeling / Path Analysis, <http://userwww.sfsu.edu/~efc/classes/biol710/path/SEMwebpage.htm>,
26 Mart 2007
- [12] **Kline, R.B.**, 2004, Principles and Practice of Structural Equation Modeling, Guilford Press
- [13] **Duncan, O.D.**, 1975, Introduction to Structural Equation Models, Academic Press In Press
- [14] **Kaplan, D.**, 2000, Structural Equation Modeling: Foundations and Extensions, Sage Publications, Advanced Quantitative Techniques in the Social Sciences series, vol. 10.
- [15] **Thompson, B.**, 2004, Exploratory and Confirmatory Factor Analysis: Understanding Concepts and Applications, American Psychological Association, Washington
- [16] **Sümer, N.**, (2000). Yapısal Eşitlik Modelleri: Temel Kavramlar ve Örnek Uygulamalar, *Türk Psikoloji Yazıları*, Cilt.3, Sayı.6, ss.49-73.
- [17] **Zinbarg, R.E., Revelle, W., Yovel, I., Li, W.**, 2005, Cronbach's Alpha, Revelle's Beta, McDonald's Omega: Their relations with each and two alternative conceptualization of reliability, *Psychometrika*, 70, 123-133
- [18] **Long, J.S.**, 1983, Confirmatory Factor Analysis, Sage Publications, London
- [19] **Bozdogan, H.**, 1991, A new information theoretic measure of complexity index for model evaluation in general structural equation models with latent variables, *Symposium on Model Selection in Covariance Structures at the Joint Meeting of Psychometric Society & The Classification Society*, Rutgers the State University, June 13-16, 1991

- [20] **Bollen, K.A., Long, J.S.**, 1993, *Testing Structural Equation Models*, Sage Publications, London
- [21] **Mulaik, S.A., James, L.R., Alstine, J.V., Bennett, N., Lind, S., & Stiwell, C.D.**, 1989, Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models, *Psychological Bulletin*, 105, 430-445.
- [22] **Jöreskog, K.G., Sörbom, D.**, 1993, *LISREL 8: Structural Equation Modeling with the SIMPLIS command language*, Scientific Software International, Chicago
- [23] **Tanguma, J.**, 2001, Effect of sample size on the distribution of selected fit indices: a graphical approach, *Educational and Psychological Measurement*, Vol. 61 No.5, 759-776
- [24] **Hair, F.J., Anderson, E.R., Tahtam, L.R., Black, C.W.**, 1998, *Multivariate Data Analysis*, Prentice-Hall, New Jersey
- [25] **Jöreskog, K.G.**, 1993, Testing structural equation models, in *Testing Structural Equation Models*, pp. 294-316 Eds. Bollen, K.A., Long, J.S., Sage Publications, London
- [26] **Jöreskog, K.G., Sörbom, D.**, 1986, *LISREL VI: Analysis of linear structural Relationship by Maximum Likelihood and Least Square Methods*, Scientific Software International, Chicago
- [27] **Boomsma, A.**, 1983, On the robustness of LISREL (maximum likelihood estimation) against small sample size and nonnormality, Sociometric Research Foundation, Amsterdam.
- [28] **Browne, M.W.**, 1984, Asymptotically distribution-free methods in the analysis of covariance structures, *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37, 62-83
- [29] **Raykov, T., Marcoulides, G.A.**, 1999, On desirability of parsimony in Structural Equation Model Selection, *Structural Equation Modeling*, 6(3), 292-300

- [30] **Williams, L.J., Holahan, P.J.**, 1994, Parsimony-based fit indices of multiple indicator models: Do they work?, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 1, 161-189
- [31] **Bozdogan, H.**, 1987, Model selection and Akaike's information criterion (AIC): the general theory and its analytical extensions, *Psychometrika*, Vol.52, No.3, 345-370
- [32] **Kwon, Y., Bozdogan, H., Bensmail, H.**, 2007, Performance of model selection criteria in bayesian threshold var (TVAR) models, Invited Paper to Appear in *Econometric Reviews*.
- [33] **Bozdogan, H.**, 1990, On the information-based measure of covariance complexity and its application to the evaluation of multivariate linear models, *Communications in Statistics, Theory and Methods*, 19, 221-278
- [34] **Çetin, M.**, 2000, Sağlam regresyonda değişken seçim ölçütleri, *Doktora Tezi*, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara
- [35] **Kotz, S., Johnson, N.L.**, 1982, Encyclopedia of Statistics Sciences, Vol.3, John Wiley&Sons
- [36] http://en.wikipedia.org/wiki/Fisher_information_matrix, Fisher information, 29 Mart 2007
- [37] **Haughton, D.M.A., Oud, H.L.J., Jansen, R.A.R.G.**, 1997, Information and other criteria in structural equation model selection, *Communuciation in Statistics*, 26(4), 1477-1516.
- [38] **Bandalos, D.L.**, 1993, Factors influencing cross-validation of confirmatory factor analysis models, *Multivariate Behavioral Research*, 28(3), 351-374
- [39] **Hannan, E.J.**, 1986, Remembrance of things past, in *The craft of probabilistic modelling*, Eds. Gani, J., Springer-Verlag, New York

- [40] **Gheissari, N., Bab-Hadiashar, A.**, 2003, Model selection criteria in computer vision: Are they different?, *VIIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications*, Eds. Sun C., Talbot, H., Ourselin, S., Adriaansen T., Sydney
- [41] **Ronchetti, E.**, 1985, Robust model selection in regression, *Statistics and Probab. Letters.*, 3, 21-23.
- [42] **Gheissari, N., Bab-Hadiashar, A.**, 2005, Detecting cylinders in 3D range data using model selection criteria, *Proceeding of Fifth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modelling*
- [43] <http://v8doc.sas.com/sashtml/stat/chap19/sect34.htm> Assessment of fit, 27 Mart 2007
- [44] **Anderson, D.R., Burnham, K.P.**, Understanding information criteria for selection among capture-recapture or ring recovery models, http://www.warnercnr.colostate.edu/class_info/fw663/euring1.pdf, 27 Mart 2007
- [45] **Bozdogan, H.**, 2000, Akaike's information criterion and recent developments in informational complexity, *Journal of Mathematical Psychology*, 44, 62-91
- [46] **Dutta, A.S., Bozdogan, H., Collins, M.C., Wansley, J.W.**, Empirical modeling of institutional ownership as a determinant of corporate policy choices using the informational complexity approach, http://bus.utk.edu/finance/WP/Dutta%20Bozdogan%20Collins%20Wansley%20ICOMP%2005_31_02.pdf, 27 Mart 2007
- [47] **Bozdogan, H.**, 2004, Intelligent statistical data mining with information complexity and genetic algorithms, in *Statistical Data Mining&Knowledge Discovery*, Eds. Bozdogan, H., Chapman&Hall/CRC, pp. 15-56
- [48] **Kapetanios, G.**, Model Selection in Threshold Models, <http://www.econ.cam.ac.uk/dae/repec/cam/pdf/wp9906.pdf>, 27 Mart 2007

- [49] **Bozdogan, H., Haughton, M.A.D.**, 1998, Informational complexity criteria for regression models, *Computational Statistics&Data Analysis*, 28, 51-76
- [50] **Bozdogan, H.**, 2007, Information Complexity and Multivariate Learning in High-Dimensional Data Mining, Forthcoming book.
- [51] **Bozdogan, H.**, 2007, Kişisel Görüşme
- [52] **Pitt, A.M., Myung, I.J., Zhang, S.**, 2002, Toward a method of selecting among computational models of cognition, *Psychological Review*, Vol. 109, No.3, 472-491
- [53] **Gentle, J.E.**, 1985, Monte Carlo methods, in *The encyclopedia of statistical sciences*, Eds. Kotz, S., Johnson, N.L., Vol.5, pp. 612-617, New York: Wiley
- [54] **Paxton, P., Curan, P.J., Bollen, K.A., Kirby, J., Chen, F.**, 2001, Monte Carlo experiments: Design and implementation, *Structural Equation Modeling*, 8(2), 287-312
- [55] **Hu, L., Bentler, P.M.**, 1998, Fit indices in covariance structure modeling: Sensivity to underparameterized model misspecification, *Psychological Methods*, Vol.3. No.4, 424-453
- [56] **Jöreskog, K., Sörbom, D.**, 1996, PRELIS 2: User's Reference Guide, Scientific Software International
- [57] **Jöreskog, K., Sörbom, D.**, 1996, LISREL 8: User's Reference Guide, Scientific Software International, Chicago
- [58] **Wheaton, B.E., Muthen, B.O., Alwin, D.F., Summers, G.F.**, 1977, Assessing reliability and stability in panel models, in *Sociological methodology*, pp. 84-136, Eds. Heise, D.R., San Francisco: Jossey-Bass
- [59] **Fan, X., Fan, X.**, 2005, Using SAS for Monte Carlo Simulation Research in SEM, *Structural Equation Modeling*, 12(2), 299-333

EKLER

EK 1. Dublikasyon Matrisi ve Doğrudan Çarpım

EK 2. Benzetim Çalışmasında Ölçüm Modeli için Kullanılan PRELIS programları

EK 3. Benzetim Çalışmasında Ölçüm Modeli için Kullanılan LISREL programları

EK 4. Benzetim Çalışmasında Genel YEM için Kullanılan PRELIS programları

EK 5. Benzetim Çalışmasında Genel YEM için Kullanılan LISREL programları

EK 6. Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB programı

EK 7. Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

EK 8. Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlara göre Grafikler

Ek 9. Veriler

EK 1

Dublikasyon Matrisi ve Doğrudan Çarpım

Matematikte özellikle doğrusal cebir ve matris teorisinde kullanılan dublikasyon matrisi, matrislerin yarı-vektörleştirmesini (*vech*), vektörleştirmesine (*vec*) döndürmek için kullanılan doğrusal döndürmedir. Bu matris D_p olarak gösterilmektedir ve herhangi $n \times n$ boyutlu simetrik bir A matrisi için $n^2 \times n(n+1)/2$ boyutlu D_p matrisi,

$$D_p \text{vech}(A) = \text{vec}(A)$$

olarak tanımlanır. $n \times n$ boyutlu A matrisinin yarı-vektörleştirmesi sonucu,

$$\text{vech}(A) = [A_{1,1}, \dots, A_{n,1}, A_{2,2}, \dots, A_{n,2}, \dots, A_{n-1,n-1}, A_{n-1,n}, A_{n,n}]'$$

$n(n+1)/2 \times 1$ boyutlu vektör elde edilir. $m \times n$ boyutlu A matrisinin vektörleştirmesi ile elde edilen $mn \times 1$ boyutlu vektör ise,

$$\text{vec}(A) = [A_{1,1}, \dots, A_{m,1}, A_{1,2}, \dots, A_{m,2}, \dots, A_{1,n}, \dots, A_{m,n}]'$$

olarak bulunur.

$m \times n$ boyutlu ve $r \times s$ boyutlu iki matrisin doğrudan çarpımında ise ilk matrisin her bileşenini ikinci matrisle doğrudan çarpılmasıyla $(mr) \times (ns)$ boyutlu matris elde edilir.

$$C_{(mr) \times (ns)} = A_{m \times n} \otimes B_{r \times s} = \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \cdots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \cdots & a_{2n}B \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \cdots & a_{mn}B \end{bmatrix}$$

EK 2

Benzetim Çalışmasında Ölçüm Modeli için Kullanılan PRELIS Programları

Bütün denemeler için yazılan PRELIS programlarının çalışmada yer alması mümkün olmayacağı için bu kısımda n=100 örneklem genişliğinde ve GrM1'e göre 2, 3 ve 4 gizli değişkenli ölçüm modellerinde veri üretmek için yazılan programa yer verilmiştir. Bu program hem doğru belirlenmiş model için hem de yanlış belirlenmiş model için kullanılabilir.

2 gizli değişkenli ölçüm modeli için GrM1'e göre veri üretme;

Generating Sample Covariance Matrix for GM1

```
DA NO=100 RP=500
CO ALL
NE KSI1=NRAND
NE KSI2=NRAND
NE DELTA1=.25*NRAND
NE DELTA2=.25*NRAND
NE DELTA3=.25*NRAND
NE DELTA4=.75*NRAND
NE DELTA5=.75*NRAND
NE DELTA6=.75*NRAND
NE X1=KSI1+DELTA1
NE X2=KSI1+DELTA2
NE X3=KSI1+DELTA3
NE X4=2*KSI2+DELTA4
NE X5=2*KSI2+DELTA5
NE X6=2*KSI2+DELTA6
SD KSI1-KSI2 DELTA1-DELTA6
OU CM=41.CM XM IX=123
```

3 gizli değişkenli ölçüm modeli için GrM1'e göre veri üretme;

Generating Sample Covariance Matrix for GM1

```
DA NO=100 RP=500
CO ALL
NE KSI1=NRAND
NE KSI2=NRAND
NE KSI3=NRAND
NE DELTA1=.25*NRAND
NE DELTA2=.25*NRAND
NE DELTA3=.50*NRAND
NE DELTA4=.50*NRAND
NE DELTA5=.75*NRAND
NE DELTA6=.75*NRAND
NE X1=KSI1+DELTA1
NE X2=KSI1+DELTA2
NE X3=2*KSI2+DELTA3
NE X4=2*KSI2+DELTA4
NE X5=3*KSI3+DELTA5
NE X6=3*KSI3+DELTA6
```

```
SD KSI1-KSI3 DELTA1-DELTA6
OU CM=11.CM XM IX=123
```

4 gizli deęişkenli ölçüm modeli için GrM1'e göre veri üretme

Generating Sample Covariance Matrix for GM1

```
DA NO=100 RP=500
CO ALL
NE KSI1=NRAND
NE KSI2=NRAND
NE KSI3=NRAND
NE KSI4=NRAND
NE DELTA1=.25*NRAND
NE DELTA2=.25*NRAND
NE DELTA3=.50*NRAND
NE DELTA4=.50*NRAND
NE DELTA5=.75*NRAND
NE DELTA6=.75*NRAND
NE DELTA7=1*NRAND
NE DELTA8=1*NRAND
NE X1=KSI1+DELTA1
NE X2=KSI1+DELTA2
NE X3=2*KSI2+DELTA3
NE X4=2*KSI2+DELTA4
NE X5=3*KSI3+DELTA5
NE X6=3*KSI3+DELTA6
NE X7=4*KSI4+DELTA7
NE X8=4*KSI4+DELTA8
SD KSI1-KSI4 DELTA1-DELTA8
OU CM=71.CM XM IX=123
```

EK 3

Benzetim Çalışmasında Ölçüm Modeli için Kullanılan LISREL Programları

Bütün denemeler için yazılan LISREL programlarının çalışmada yer alması mümkün olmayacağı için bu kısımda n= 100 örneklem genişliğinde 3 gizli değişkenli ölçüm modelinde GrM1 için elde edilen kovaryans matrislerinin (11.CM dosyasında yer alan) AnM'leri analizinde kullanılan programa yer verilmiştir.

Doğru belirlenmiş modeller için;

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 1
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)
EQ LX(3,2)=LX(4,2)
EQ LX(5,3)=LX(6,3)
OU RS ME=ML GF=1111.GF SI=1111.SIG
```

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 2
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)
EQ LX(3,2)=LX(4,2)
EQ LX(5,3)=LX(6,3)
OU RS ME=ML GF=1121.GF SI=1121.SIG
```

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 3
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
FR TD(1,1) TD(3,3) TD(5,5)
FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)
EQ LX(3,2)=LX(4,2)
EQ LX(5,3)=LX(6,3)
EQ TD(1,1)=TD(2,2)
EQ TD(3,3)=TD(4,4)
EQ TD(5,5)=TD(6,6)
OU RS ME=ML GF=1131.GF SI=1131.SIG
```

EK 3 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Ölçüm Modeli için Kullanılan LISREL Programları

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 4
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
FR TD(1,1) TD(5,5)
FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)
EQ LX(3,2)=LX(4,2)
EQ LX(5,3)=LX(6,3)
EQ TD(1,1)=TD(2,2)=TD(3,3)=TD(4,4)
EQ TD(5,5)=TD(6,6)
OU RS ME=ML GF=1141.GF SI=1141.SIG
```

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 5
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
FR TD(1,1)
FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)
EQ LX(3,2)=LX(4,2)
EQ LX(5,3)=LX(6,3)
EQ TD(1,1)=TD(2,2)=TD(3,3)=TD(4,4)=TD(5,5)=TD(6,6)
OU RS ME=ML GF=1151.GF SI=1151.SIG
```

Yanlış belirlenmiş modeller için;

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 1
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)=LX(3,2)=LX(4,2)=LX(5,3)=LX(6,3)
OU RS ME=ML GF=2111.GF SI=2111.SIG
```

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 2
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=11.CM
MO NX=6 NK=3
FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)
FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)
EQ LX(1,1)=LX(2,1)=LX(3,2)=LX(4,2)=LX(5,3)=LX(6,3)
OU RS ME=ML GF=2121.GF SI=2121.SIG
```


EK 3 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Ölçüm Modeli için Kullanılan LISREL Programları

Computing and Saving Sigma for Analitik Model 3

DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500

CM=11.CM

MO NX=6 NK=3

FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)

FR TD(1,1) TD(3,3) TD(5,5)

FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)

EQ LX(1,1)=LX(2,1)=LX(3,2)=LX(4,2)=LX(5,3)=LX(6,3)

EQ TD(1,1)=TD(2,2)

EQ TD(3,3)=TD(4,4)

EQ TD(5,5)=TD(6,6)

OU RS ME=ML GF=2131.GF SI=2131.SIG

Computing and Saving Sigma for Analitik Model 4

DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500

CM=11.CM

MO NX=6 NK=3

FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)

FR TD(1,1) TD(5,5)

FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)

EQ LX(1,1)=LX(2,1)=LX(3,2)=LX(4,2)=LX(5,3)=LX(6,3)

EQ TD(1,1)=TD(2,2)=TD(3,3)=TD(4,4)

EQ TD(5,5)=TD(6,6)

OU RS ME=ML GF=2141.GF SI=2141.SIG

Computing and Saving Sigma for Analitik Model 5

DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500

CM=11.CM

MO NX=6 NK=3

FR LX(1,1) LX(3,2) LX(5,3)

FR TD(1,1)

FI PHI(2,1) PHI(3,1) PHI(3,2)

EQ LX(1,1)=LX(2,1)=LX(3,2)=LX(4,2)=LX(5,3)=LX(6,3)

EQ TD(1,1)=TD(2,2)=TD(3,3)=TD(4,4)=TD(5,5)=TD(6,6)

OU RS ME=ML GF=2151.GF SI=2151.SIG

EK 4

Benzetim Çalışmasında Genel YEM Modeli için Kullanılan PRELIS Programı

Genel YEM'lerinde n=100 örneklem genişliği için veri üretmede kullanılan program;

```
Generating Sample Covariance Matrix
DA NO=100 RP=500
CO ALL
NE DELTA1=3*NRAND
NE DELTA2=2.5*NRAND
NE EPSILON1=3*NRAND
NE EPSILON2=3*NRAND
NE EPSILON3=4*NRAND
NE EPSILON4=4*NRAND
NE KSI1=7*NRAND
NE ETA1=5*NRAND-0.6*KSI1
NE ETA2=4*NRAND+0.6*ETA1-0.25*KSI1
NE X1=KSI1+DELTA1
NE X2=.5*KSI1+DELTA2
NE Y1=ETA1+EPSILON1
NE Y2=.95*ETA1+EPSILON2
NE Y3=ETA2+EPSILON3
NE Y4=.90*ETA2+EPSILON4
SD DELTA1-DELTA2 EPSILON1-EPSILON4 KSI1 ETA1-ETA2
OU CM=SEM11.CM XM IX=123
```

EK 5

Benzetim Çalışmasında Genel YEM Modeli için Kullanılan LISREL Programı

Genel YEM'lerinde n= 100 örneklem genişliği için üç analitik modelin analizi için yazılan program;

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 1
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=SEM11.CM
MO NX=2 NK=1 NY=4 NE=2 TE=SY TD=SY BE=FU PS=SY,DI PH=DI
VA 1 LX(1,1)
VA 1 LY(1,1) LY(3,2)
FR LX(2,1)
FR LY(2,1) LY(4,2)
FR GA(1,1) GA(2,1)
FR PH(1,1)
FR PS(1,1) PS(2,2)
FR TD(1,1) TD(2,2)
FR TE(1,1) TE(2,2) TE(3,3) TE(4,4)
FR BE(2,1)
OU RS ME=ML GF=SEM111.GF SI=SEM111.SIG AD=OFF
```

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 2
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=SEM11.CM
MO NX=2 NK=1 NY=4 NE=2 TE=SY TD=SY BE=FU PS=SY,DI PH=DI
VA 1 LX(1,1)
VA 1 LY(1,1) LY(3,2)
FR LX(2,1)
FR LY(2,1) LY(4,2)
FR GA(1,1) GA(2,1)
FR PH(1,1)
FR PS(1,1) PS(2,2)
FR TD(1,1) TD(2,2)
FR TE(1,1) TE(3,3)
EQ TE(1,1)=TE(2,2)
EQ TE(3,3)=TE(4,4)
FR BE(2,1)
OU RS ME=ML GF=SEM211.GF SI=SEM211.SIG AD=OFF
```

```
Computing and Saving Sigma for Analitik Model 3
DA NI=6 NO=100 MA=CM RP=500
CM=SEM11.CM
MO NX=2 NK=1 NY=4 NE=2 TE=SY,DI BE=FU PS=SY,DI PH=DI
VA 1 LX(1,1)
VA 1 LY(1,1) LY(3,2)
FR LX(2,1) LY(4,2)
EQ LX(2,1)=LY(2,1)
FR GA(2,1)
FR GA(1,1)
FR PH(1,1)
FR PS(1,1) PS(2,2)
FR TD(1,1) TD(2,2)
FR TE(1,1) TE(3,3)
EQ TE(1,1)=TE(2,2)
EQ TE(3,3)=TE(4,4)
FR BE(2,1)
OU RS ME=ML GF=SEM311.GF SI=SEM311.SIG AD=OFF
```

EK 6

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

Ölçüm modeli ve genel YEM'de yer alan bütün denemeler için kullanılan MATLAB programları temelde benzer olduğu için burada sadece doğru belirlenmiş 3 gizli değişkenli GrM1'de n=100 örneklem genişliğine göre kriterlerin 500 deneme için AnM'leri seçme sayılarını veren programa yer verilmiştir.

```
load gf1111.m    %Analitik model 1 için LISREL çıktısından elde edilen uyum kriterleri
                 dosyası (n=100)
load a1111.m     %Analitik model 1 için LISREL çıktısına göre modelden elde edilen
                 kovaryans matrisleri dosyası(n=100)
load gf1121.m    %Analitik model 2 için LISREL çıktısından elde edilen uyum kriterleri
                 dosyası(n=100)
load a1121.m     %Analitik model 2 için LISREL çıktısına göre modelden elde edilen
                 kovaryans matrisleri dosyası(n=100)
load gf1131.m    %Analitik model 3 için LISREL çıktısından elde edilen uyum kriterleri
                 dosyası(n=100)
load a1131.m     %Analitik model 3 için LISREL çıktısına göre modelden elde edilen
                 kovaryans matrisleri dosyası(n=100)
load gf1141.m    %Analitik model 4 için LISREL çıktısından elde edilen uyum kriterleri
                 dosyası(n=100)
load a1141.m     %Analitik model 4 için LISREL çıktısına göre modelden elde edilen
                 kovaryans matrisleri dosyası(n=100)
load gf1151.m    %Analitik model 5 için LISREL çıktısından elde edilen uyum kriterleri
                 dosyası(n=100)
load a1151.m     %Analitik model 5 için LISREL çıktısına göre modelden elde edilen
                 kovaryans matrisleri dosyası(n=100)
```

```
p1=12;    %analitik model 1 için serbest parametre sayısı
p2=9;     %analitik model 2 için serbest parametre sayısı
p3=6;     %analitik model 3 için serbest parametre sayısı
p4=5;     %analitik model 4 için serbest parametre sayısı
p5=4;     %analitik model 5 için serbest parametre sayısı
```

```
n1=100;   %örneklem genişliği 1
n2=400;   %örneklem genişliği 2
n3=1000;  %örneklem genişliği 3
n4=4000;  %örneklem genişliği 4
```

```
l=0;
for j=5:8:3997
    l=l+1;
    AIC(l)=gf1111(j,4);
    CAIC(l)=gf1111(j+1,1);
    CHISQR(l)=gf1111(j-4,7);
end
AIC1111=AIC'
CAIC1111=CAIC';
CHISQR1111=CHISQR';
l=0;
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
for i=1:4:1997
    icov=[a1111(i,1) a1111(i,2) a1111(i,4) a1111(i+1,1) a1111(i+1,5) a1111(i+2,4);
          a1111(i,2) a1111(i,3) a1111(i,5) a1111(i+1,2) a1111(i+1,6) a1111(i+2,5);
          a1111(i,4) a1111(i,5) a1111(i,6) a1111(i+1,3) a1111(i+2,1) a1111(i+2,6);
          a1111(i+1,1) a1111(i+1,2) a1111(i+1,3) a1111(i+1,4) a1111(i+2,2) a1111(i+3,1);
          a1111(i+1,5) a1111(i+1,6) a1111(i+2,1) a1111(i+2,2) a1111(i+2,3) a1111(i+3,2);
          a1111(i+2,4) a1111(i+2,5) a1111(i+2,6) a1111(i+3,1) a1111(i+3,2) a1111(i+3,3)];

    [U,S,V]=svd(icov,0);
    r1=rank(S); %gözlenen değişken sayısı
    s1=S(1:r1,1:r1);

    Q1=icov;
    Q2= zeros(r1, r1*(r1+1)/2);
    Dp= mopeninv1(r1); %Dp^+ Dublikasyon matrisinin Moore-Penrose tersi
    Q3= Q2';
    Q4=(2/n1)*Dp*(kron(icov,icov))*Dp';

    Finv= [Q1 Q2; Q3 Q4]; %Kestirilen Fisher bilgi matrisi tersi

    r2=rank(Finv);

    l=l+1;
    CAICF(l)=AIC(l)+p1*log(n1)+log(det(inv(Finv)));
    ICOMP(l)=CHISQR(l)+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-(log(det(icov))/2));
    ICOMPFIM(l)=CHISQR(l)+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
    ICOMPFIM_PEU(l)=CHISQR(l)+p1+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
    ICOMP_k(l)=CHISQR(l)+2*p1+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-
    (log(det(icov))/2));
    ICOMPFIM_k(l)=CHISQR(l)+2*p1+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
    ICOMPFIM_PEU_n(l)=CHISQR(l)+2*((n1*p1)/(n1-p1-2))+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-
    (log(det(Finv))/2));
end
CAICF1111=CAICF';
ICOMP1111=ICOMP';
ICOMPFIM1111=ICOMPFIM';
ICOMPFIM_PEU1111=ICOMPFIM_PEU';
ICOMP_k1111=ICOMP_k';
ICOMPFIM_k1111=ICOMPFIM_k';
ICOMPFIM_PEU_n1111=ICOMPFIM_PEU_n';

l=0;
for j=5:8:3997
    l=l+1;
    AIC(l)=gf1121(j,4);
    CAIC(l)=gf1121(j+1,1);
    CHISQR(l)=gf1121(j-4,7);
end
AIC1121=AIC';
CAIC1121=CAIC';
CHISQR1121=CHISQR';
l=0;
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
for i=1:4:1997
    icov=[a1121(i,1) a1121(i,2) a1121(i,4) a1121(i+1,1) a1121(i+1,5) a1121(i+2,4);
    a1121(i,2) a1121(i,3) a1121(i,5) a1121(i+1,2) a1121(i+1,6) a1121(i+2,5);
    a1121(i,4) a1121(i,5) a1121(i,6) a1121(i+1,3) a1121(i+2,1) a1121(i+2,6);
    a1121(i+1,1) a1121(i+1,2) a1121(i+1,3) a1121(i+1,4) a1121(i+2,2) a1121(i+3,1);
    a1121(i+1,5) a1121(i+1,6) a1121(i+2,1) a1121(i+2,2) a1121(i+2,3) a1121(i+3,2);
    a1121(i+2,4) a1121(i+2,5) a1121(i+2,6) a1121(i+3,1) a1121(i+3,2) a1121(i+3,3)];

[U,S,V]=svd(icov,0);
r1=rank(S);
s1=S(1:r1,1:r1);

Q1=icov;
Q2= zeros(r1, r1*(r1+1)/2);
Dp= mopeninv1(r1);
Q3= Q2';
Q4=(2/n1)*Dp*(kron(icov,icov))*Dp';

Finv= [Q1 Q2; Q3 Q4];
r2=rank(Finv);

l=l+1;
CAICF(l)=AIC(l)+p2*log(n1)+log(det(inv(Finv)));
ICOMP(l)=CHISQR(l)+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-(log(det(icov))/2));
ICOMPIFIM(l)=CHISQR(l)+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
ICOMPIFIM_PEU(l)=CHISQR(l)+p2+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
ICOMP_k(l)=CHISQR(l)+2*p2+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-
(log(det(icov))/2));
ICOMPIFIM_k(l)=CHISQR(l)+2*p2+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
ICOMPIFIM_PEU_n(l)=CHISQR(l)+2*((n1*p2)/(n1-p2-2))+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-
(log(det(Finv))/2));
end
CAICF1121=CAICF';
ICOMP1121=ICOMP';
ICOMPIFIM1121=ICOMPIFIM';
ICOMPIFIM_PEU1121=ICOMPIFIM_PEU';
ICOMP_k1121=ICOMP_k';
ICOMPIFIM_k1121=ICOMPIFIM_k';
ICOMPIFIM_PEU_n1121=ICOMPIFIM_PEU_n';

l=0;
for j=5:8:3997
    l=l+1;
    AIC(l)=gf1131(j,4);
    CAIC(l)=gf1131(j+1,1);
    CHISQR(l)=gf1131(j-4,7);
end
AIC1131=AIC';
CAIC1131=CAIC';
CHISQR1131=CHISQR';
l=0;
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
for i=1:4:1997
    icov=[a1131(i,1) a1131(i,2) a1131(i,4) a1131(i+1,1) a1131(i+1,5) a1131(i+2,4);
        a1131(i,2) a1131(i,3) a1131(i,5) a1131(i+1,2) a1131(i+1,6) a1131(i+2,5);
        a1131(i,4) a1131(i,5) a1131(i,6) a1131(i+1,3) a1131(i+2,1) a1131(i+2,6);
        a1131(i+1,1) a1131(i+1,2) a1131(i+1,3) a1131(i+1,4) a1131(i+2,2) a1131(i+3,1);
        a1131(i+1,5) a1131(i+1,6) a1131(i+2,1) a1131(i+2,2) a1131(i+2,3) a1131(i+3,2);
        a1131(i+2,4) a1131(i+2,5) a1131(i+2,6) a1131(i+3,1) a1131(i+3,2) a1131(i+3,3)];

    [U,S,V]=svd(icov,0);
    r1=rank(S);
    s1=S(1:r1,1:r1);

    Q1=icov;
    Q2= zeros(r1, r1*(r1+1)/2);
    Dp= mopeninv1(r1);
    Q3= Q2';
    Q4=(2/n1)*Dp*(kron(icov,icov))*Dp';

    Finv= [Q1 Q2; Q3 Q4];
    r2=rank(Finv);

    l=l+1;
    CAICF(l)=AIC(l)+p3*log(n1)+log(det(inv(Finv)));
    ICOMP(l)=CHISQR(l)+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-(log(det(icov))/2));
    ICOMPIFIM(l)=CHISQR(l)+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
    ICOMPIFIM_PEU(l)=CHISQR(l)+p3+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
    ICOMP_k(l)=CHISQR(l)+2*p3+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-
    (log(det(icov))/2));
    ICOMPIFIM_k(l)=CHISQR(l)+2*p3+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
    ICOMPIFIM_PEU_n(l)=CHISQR(l)+2*((n1*p3)/(n1-p3-2))+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-
    (log(det(Finv))/2));
end
CAICF1131=CAICF';
ICOMP1131=ICOMP';
ICOMPIFIM1131=ICOMPIFIM';
ICOMPIFIM_PEU1131=ICOMPIFIM_PEU';
ICOMP_k1131=ICOMP_k';
ICOMPIFIM_k1131=ICOMPIFIM_k';
ICOMPIFIM_PEU_n1131=ICOMPIFIM_PEU_n';

l=0;
for j=5:8:3997
    l=l+1;
    AIC(l)=gf1141(j,4);
    CAIC(l)=gf1141(j+1,1);
    CHISQR(l)=gf1141(j-4,7);
end
AIC1141=AIC';
CAIC1141=CAIC';
CHISQR1141=CHISQR';
l=0;
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
for i=1:4:1997
    icov=[a1141(i,1) a1141(i,2) a1141(i,4) a1141(i+1,1) a1141(i+1,5) a1141(i+2,4);
    a1141(i,2) a1141(i,3) a1141(i,5) a1141(i+1,2) a1141(i+1,6) a1141(i+2,5);
    a1141(i,4) a1141(i,5) a1141(i,6) a1141(i+1,3) a1141(i+2,1) a1141(i+2,6);
    a1141(i+1,1) a1141(i+1,2) a1141(i+1,3) a1141(i+1,4) a1141(i+2,2) a1141(i+3,1);
    a1141(i+1,5) a1141(i+1,6) a1141(i+2,1) a1141(i+2,2) a1141(i+2,3) a1141(i+3,2);
    a1141(i+2,4) a1141(i+2,5) a1141(i+2,6) a1141(i+3,1) a1141(i+3,2) a1141(i+3,3)];

[U,S,V]=svd(icov,0);
r1=rank(S);
s1=S(1:r1,1:r1);

Q1=icov;
Q2= zeros(r1, r1*(r1+1)/2);
Dp= mopeninv1(r1);
Q3= Q2';
Q4=(2/n1)*Dp*(kron(icov,icov))*Dp';

Finv= [Q1 Q2; Q3 Q4];
r2=rank(Finv);

l=l+1;
CAICF(l)=AIC(l)+p4*log(n1)+log(det(inv(Finv)));
ICOMP(l)=CHISQR(l)+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-(log(det(icov))/2));
ICOMPIFIM(l)=CHISQR(l)+p4*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
ICOMPIFIM_PEU(l)=CHISQR(l)+p4+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
ICOMP_k(l)=CHISQR(l)+2*p4+2*(((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-
(log(det(icov))/2));
ICOMPIFIM_k(l)=CHISQR(l)+2*p4+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2));
ICOMPIFIM_PEU_n(l)=CHISQR(l)+2*((n1*p4)/(n1-p4-2))+2*(((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-
(log(det(Finv))/2));
end
CAICF1141=CAICF';
ICOMP1141=ICOMP';
ICOMPIFIM1141=ICOMPIFIM';
ICOMPIFIM_PEU1141=ICOMPIFIM_PEU';
ICOMP_k1141=ICOMP_k';
ICOMPIFIM_k1141=ICOMPIFIM_k';
ICOMPIFIM_PEU_n1141=ICOMPIFIM_PEU_n';

l=0;
for j=5:8:3997
    l=l+1;
    AIC(l)=gf1151(j,4);
    CAIC(l)=gf1151(j+1,1);
    CHISQR(l)=gf1151(j-4,7);
end
AIC1151=AIC';
CAIC1151=CAIC';
CHISQR1151=CHISQR';
```


EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
l=0;
for i=1:4:1997
    icov=[a1151(i,1) a1151(i,2) a1151(i,4) a1151(i+1,1) a1151(i+1,5) a1151(i+2,4);
a1151(i,2) a1151(i,3) a1151(i,5) a1151(i+1,2) a1151(i+1,6) a1151(i+2,5);
a1151(i,4) a1151(i,5) a1151(i,6) a1151(i+1,3) a1151(i+2,1) a1151(i+2,6);
a1151(i+1,1) a1151(i+1,2) a1151(i+1,3) a1151(i+1,4) a1151(i+2,2) a1151(i+3,1);
a1151(i+1,5) a1151(i+1,6) a1151(i+2,1) a1151(i+2,2) a1151(i+2,3) a1151(i+3,2);
a1151(i+2,4) a1151(i+2,5) a1151(i+2,6) a1151(i+3,1) a1151(i+3,2) a1151(i+3,3)];

[U,S,V]=svd(icov,0);
r1=rank(S);
s1=S(1:r1,1:r1);

Q1=icov;
Q2= zeros(r1, r1*(r1+1)/2);
Dp= mopeninv1(r1);
Q3= Q2';
Q4=(2/n1)*Dp*(kron(icov,icov))*Dp';

Finv= [Q1 Q2; Q3 Q4];
r2=rank(Finv);

l=l+1;
CAICF(l)=AIC(l)+p5*log(n1)+log(det(inv(Finv)));
ICOMP(l)=CHISQR(l)+2*((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-(log(det(icov))/2);
ICOMPIFIM(l)=CHISQR(l)+2*((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2);
ICOMPIFIM_PEU(l)=CHISQR(l)+p5+2*((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2);
ICOMP_k(l)=CHISQR(l)+2*p5+2*((rank(icov)/2)*log(trace(icov)/rank(icov)))-
(log(det(icov))/2);
ICOMPIFIM_k(l)=CHISQR(l)+2*p5+2*((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-(log(det(Finv))/2);
ICOMPIFIM_PEU_n(l)=CHISQR(l)+2*((n1*p5)/(n1-p5-2))+2*((r2/2)*log(trace(Finv)/r2))-
(log(det(Finv))/2);
end
CAICF1151=CAICF';
ICOMP1151=ICOMP';
ICOMPIFIM1151=ICOMPIFIM';
ICOMPIFIM_PEU1151=ICOMPIFIM_PEU';
ICOMP_k1151=ICOMP_k';
ICOMPIFIM_k1151=ICOMPIFIM_k';
ICOMPIFIM_PEU_n1151=ICOMPIFIM_PEU_n';

AIC11x1=[AIC1111 AIC1121 AIC1131 AIC1141 AIC1151];
CAIC11x1=[CAIC1111 CAIC1121 CAIC1131 CAIC1141 CAIC1151];
CAICF11x1=[CAICF1111 CAICF1121 CAICF1131 CAICF1141 CAICF1151];
ICOMP11x1=[ICOMP1111 ICOMP1121 ICOMP1131 ICOMP1141 ICOMP1151];
ICOMPIFIM11x1=[ICOMPIFIM1111 ICOMPIFIM1121 ICOMPIFIM1131 ICOMPIFIM1141
ICOMPIFIM1151];
ICOMPIFIM_PEU11x1=[ICOMPIFIM_PEU1111 ICOMPIFIM_PEU1121
ICOMPIFIM_PEU1131 ICOMPIFIM_PEU1141 ICOMPIFIM_PEU1151];
ICOMP_k11x1=[ICOMP_k1111 ICOMP_k1121 ICOMP_k1131 ICOMP_k1141
ICOMP_k1151];
ICOMPIFIM_k11x1=[ICOMPIFIM_k1111 ICOMPIFIM_k1121 ICOMPIFIM_k1131
ICOMPIFIM_k1141 ICOMPIFIM_k1151];
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
ICOMPIFIM_PEU_n11x1=[ICOMPIFIM_PEU_LN1111 ICOMPIFIM_PEU_LN1121  
ICOMPIFIM_PEU_LN1131 ICOMPIFIM_PEU_LN1141 ICOMPIFIM_PEU_LN1151];
```

```
u=0;  
v=0;  
w=0;  
y=0;  
z=0;  
for m=1:500  
    if min(AIC11x1(m,:))==AIC1111(m)  
        u=u+1;  
    end  
    if min(AIC11x1(m,:))==AIC1121(m)  
        v=v+1;  
    end  
    if min(AIC11x1(m,:))==AIC1131(m)  
        w=w+1;  
    end  
    if min(AIC11x1(m,:))==AIC1141(m)  
        y=y+1;  
    end  
    if min(AIC11x1(m,:))==AIC1151(m)  
        z=z+1;  
    end  
end  
countAIC11x1=[u v w y z];  
u=0;  
v=0;  
w=0;  
y=0;  
z=0;  
for m=1:500  
    if min(CAIC11x1(m,:))==CAIC1111(m)  
        u=u+1;  
    end  
    if min(CAIC11x1(m,:))==CAIC1121(m)  
        v=v+1;  
    end  
    if min(CAIC11x1(m,:))==CAIC1131(m)  
        w=w+1;  
    end  
    if min(CAIC11x1(m,:))==CAIC1141(m)  
        y=y+1;  
    end  
    if min(CAIC11x1(m,:))==CAIC1151(m)  
        z=z+1;  
    end  
end  
countCAIC11x1=[u v w y z];  
u=0;  
v=0;  
w=0;  
y=0;  
z=0;  
for m=1:500
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
if min(CAICF11x1(m,:))==CAICF1111(m)
    u=u+1;
end
if min(CAICF11x1(m,:))==CAICF1121(m)
    v=v+1;
end
if min(CAICF11x1(m,:))==CAICF1131(m)
    w=w+1;
end
if min(CAICF11x1(m,:))==CAICF1141(m)
    y=y+1;
end
if min(CAICF11x1(m,:))==CAICF1151(m)
    z=z+1;
end
end
countCAICF11x1=[u v w y z];
u=0;
v=0;
w=0;
y=0;
z=0;
for m=1:500
    if min(ICOMP11x1(m,:))==ICOMP1111(m)
        u=u+1;
    end
    if min(ICOMP11x1(m,:))==ICOMP1121(m)
        v=v+1;
    end
    if min(ICOMP11x1(m,:))==ICOMP1131(m)
        w=w+1;
    end
    if min(ICOMP11x1(m,:))==ICOMP1141(m)
        y=y+1;
    end
    if min(ICOMP11x1(m,:))==ICOMP1151(m)
        z=z+1;
    end
end
end
countICOMP11x1=[u v w y z];
u=0;
v=0;
w=0;
y=0;
z=0;
for m=1:500
    if min(ICOMPIFIM11x1(m,:))==ICOMPIFIM1111(m)
        u=u+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM11x1(m,:))==ICOMPIFIM1121(m)
        v=v+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM11x1(m,:))==ICOMPIFIM1131(m)
        w=w+1;
    end
end
end
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
if min(ICOMPIFIM11x1(m,:))==ICOMPIFIM1141(m)
    y=y+1;
end
if min(ICOMPIFIM11x1(m,:))==ICOMPIFIM1151(m)
    z=z+1;
end
end
countICOMPIFIM11x1=[u v w y z];
u=0;
v=0;
w=0;
y=0;
z=0;
for m=1:500
    if min(ICOMPIFIM_PEU11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU1111(m)
        u=u+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU1121(m)
        v=v+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU1131(m)
        w=w+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU1141(m)
        y=y+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU1151(m)
        z=z+1;
    end
end
end
countICOMPIFIM_PEU11x1=[u v w y z];
u=0;
v=0;
w=0;
y=0;
z=0;
for m=1:500
    if min(ICOMP_k11x1(m,:))==ICOMP_k1111(m)
        u=u+1;
    end
    if min(ICOMP_k11x1(m,:))==ICOMP_k1121(m)
        v=v+1;
    end
    if min(ICOMP_k11x1(m,:))==ICOMP_k1131(m)
        w=w+1;
    end
    if min(ICOMP_k11x1(m,:))==ICOMP_k1141(m)
        y=y+1;
    end
    if min(ICOMP_k11x1(m,:))==ICOMP_k1151(m)
        z=z+1;
    end
end
end
countICOMP_k11x1=[u v w y z];
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

```
u=0;
v=0;
w=0;
y=0;
z=0;
for m=1:500
    if min(ICOMPIFIM_k11x1(m,:))==ICOMPIFIM_k1111(m)
        u=u+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_k11x1(m,:))==ICOMPIFIM_k1121(m)
        v=v+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_k11x1(m,:))==ICOMPIFIM_k1131(m)
        w=w+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_k11x1(m,:))==ICOMPIFIM_k1141(m)
        y=y+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_k11x1(m,:))==ICOMPIFIM_k1151(m)
        z=z+1;
    end
end
countICOMPIFIM_k11x1=[u v w y z];
u=0;
v=0;
w=0;
y=0;
z=0;
for m=1:500
    if min(ICOMPIFIM_PEU_n11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU_n1111(m)
        u=u+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU_n11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU_n1121(m)
        v=v+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU_n11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU_n1131(m)
        w=w+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU_n11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU_n1141(m)
        y=y+1;
    end
    if min(ICOMPIFIM_PEU_n11x1(m,:))==ICOMPIFIM_PEU_n1151(m)
        z=z+1;
    end
end
countICOMPIFIM_PEU_n11x1=[u v w y z];
```

EK 6 (Devamı)

Benzetim Çalışmasında Kullanılan MATLAB Programı

Bu programda yer alan iki katlama matrisinin Moore-Penrose tersini almak için kullanılan program;

```
function Y=mopeninv(p)

% function  mopeninv(p)
%
% mopeninv  returns the Moore-Penrose inverse matrix (Dp+) for
given
%          no. of variables.  Where:
%          p    --- no. of variables (1 by 1)
%          Y    --- Moore-Penrose inverse (Dp+) matrix
%                  ('p*(p+1)/2' by 'p^2')
%
% Developed  by Dr. H. Bozdogan
% Written    by Y. Fan
%
%          Department of Statistics
%          331 SMC
%          The University of Tennessee
%          Knoxville, TN 37996-0532
%
% Copyright @ 11/8/91

order=.5*p*(p+1);
Y=zeros(p*(p+1)/2,p^2);
Uij=zeros(order,1);
Eij=zeros(p);
for j=1:p
    for i=j:p
        Uij((j-1)*p+i-j*(j-1)/2)=1;
        Eij(i,j)=1;
        Sij=(Eij+Eij')/2;
        Y=Y+Uij*Sij(:)';
        Uij=zeros(order,1);
        Eij=zeros(p);
    end
end
```

EK 7

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

Tablo 1. Kriterlerin, 1.deneme kümesi için örneklem genişliklerine göre AnM'leri seçme yüzdeleri

	N	GrM1				GrM2				GrM3			
		100	400	1000	4000	100	400	1000	4000	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	3,8	4,2	4	4,4	3,8	4,2	3,8	4	4,2	4	3,4	4
	AnM2	6,6	7,2	8	7,4	6,6	6	8,6	7,2	6,6	6,8	9,2	7
	AnM3	89,6	88,6	88	88,2	89,6	89,8	87,6	88,8	81,6	89,2	87,4	89
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	7,6	0	0	0
CAIC	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	100	100	100	100	67,8	100	100	100
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	32,2	0	0	0
CAICF	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	100	100	100	100	57,6	99,6	100	100
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	42,4	0,4	0	0
ICOMP	AnM1	88,8	95	96,2	96	89,6	94,8	96,2	97,6	89,4	96	95,6	96,6
	AnM2	11,2	5	3,8	4	10,4	5,2	3,8	2,4	10,6	4	4,4	3,4
	AnM3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	87,4	95	96,6	96	88,2	95,4	96,4	97,6	88,4	95,4	96,2	96,6
	AnM2	12,4	5	3,4	4	11,6	4,6	3,6	2,4	11,2	4,6	3,8	3,4
	AnM3	0,2	0	0	0	0,2	0	0	0	0,4	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	15	20,4	22,2	21,4	14,4	20,6	21,2	20,4	14,8	21	20,6	20
	AnM2	25,2	23,6	27,6	29,2	25,4	24	27,8	28,6	24,4	24,2	27,8	28,4
	AnM3	59,8	56	50,2	49,4	60,2	55,4	51	51	58,8	54,8	51,6	51,6
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0
ICOMP_k	AnM1	3,8	4	4	4,4	3,6	4,2	3,8	4	4	4	3,4	4
	AnM2	6,6	7,2	8	7,4	6,6	6	8,6	7,2	6,8	6,8	9,2	7
	AnM3	89,6	88,8	88	88,2	89,8	89,8	87,6	88,8	81,4	89,2	87,4	89
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	7,8	0	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	2,4	3,8	4	4,4	2,6	4	3,2	4	3	3,8	3,4	4
	AnM2	5,2	6,2	7,8	7,4	5,8	6	8,2	7	5,6	6,4	8,8	7
	AnM3	92,4	90	88,2	88,2	91,6	90	88,6	89	82,4	89,8	87,8	89
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	0,8	3	3,4	4,4	1	3,2	3,2	4	1,4	3,2	2,6	4
	AnM2	3,6	5,2	8	7	3,2	5,2	8,2	6,8	3,4	5,2	8,2	7
	AnM3	95,6	91,8	88,6	88,6	95,8	91,6	88,6	89,2	85	91,6	89,2	89
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	10,2	0	0	0

EK 7 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

Tablo 2. Kriterlerin, 2.deneme kümesi için örneklem genişliklerine göre AnM'leri seçme yüzdeleri

	N	GrM1				GrM2				GrM3			
		100	400	1000	4000	100	400	1000	4000	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	0,8	0,4	0,8	0,2	0,8	0,4	0,8	0,4	1	0,2	0,8	0,6
	AnM2	9	8,2	12,4	10	9	8	12	8,6	9	8,4	11,8	9
	AnM3	90,2	91,4	87	90,6	90,2	91,6	87,2	91,4	82,6	91,4	87,4	91,2
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	7,4	0	0	0
CAIC	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	100	100	100	100	68,4	100	100	100
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	31,6	0	0	0
CAICF	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	100	100	100	100	57	99,8	100	100
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	43	0,2	0	0
ICOMP	AnM1	84,4	90,8	91,2	76,6	84	92	89,4	75,8	83,8	91,4	87	79,8
	AnM2	15	9,2	8,8	23,4	15,4	8	10,6	24,2	15,4	8,6	13	20,2
	AnM3	0,6	0	0	0	0,6	0	0	0	0,6	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	81,8	90,4	91,2	76,6	82,4	92	89,4	75,8	80	91,4	87,2	79,8
	AnM2	17,2	9,6	8,8	23,4	16,6	8	10,6	24,2	19	8,6	12,8	20,2
	AnM3	1	0	0	0	1	0	0	0	0,8	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	6,6	6,8	8,2	7,4	6,4	7,4	7,2	7	6,2	7,2	6,6	6,4
	AnM2	31	37,6	37,6	38,6	31	36,2	37	39	30,6	34,8	36,6	38,8
	AnM3	62,4	55,6	54,2	54	62,6	56,4	55,8	54	61,4	58	56,8	54,8
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	1,8	0	0	0
ICOMP_k	AnM1	0,6	0,4	0,8	0,2	0,8	0,2	0,8	0,2	0,8	0,2	0,8	0,4
	AnM2	8,8	8,2	12,2	9,4	8,8	8	12	8,4	8,6	8,4	11,8	8,4
	AnM3	90,6	91,4	87	90,4	90,4	91,8	87,2	91,4	83,2	91,4	87,4	91,2
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	7,4	0	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	0,2	0,4	0,8	0,2	0,4	0,2	0,8	0,2	0,4	0,2	0,8	0,4
	AnM2	6,4	7,4	12	9,4	5,4	7,8	11,6	8,4	5,8	7,8	11,6	8,4
	AnM3	93,4	92,2	87,2	90,4	94,2	92	87,6	91,4	86,2	92	87,6	91,2
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	7,6	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	0	0,2	0,8	0,2	0,2	0,2	0,8	0,2	0,2	0,2	0,8	0,4
	AnM2	5	6,6	11,6	9,2	4	7	11,2	8,4	3,8	7,4	11,6	8,4
	AnM3	95	93,2	87,6	90,6	95,8	92,8	88	91,4	87,4	92,4	87,6	91,2
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	8,6	0	0	0

EK 7 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

Tablo 3. Kriterlerin, 3.deneme kümesi için örneklem genişliklerine göre AnM'leri seçme yüzdeleri

	N	GrM1				GrM2				GrM3			
		100	400	1000	4000	100	400	1000	4000	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	3,2	2,8	3,4	3,6	3	2,6	3	3,2	1,4	2,4	3	3
	AnM2	9	10,2	8,8	9	9	9,6	8,8	9,6	5,8	9,2	9	10,2
	AnM3	87,8	87	87,8	87,4	86,6	87,8	88,2	87,2	25,8	65,4	86,2	86,8
	AnM4	0	0	0	0	1,4	0	0	0	36,4	21,4	1,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	30,6	1,6	0	0
CAIC	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	87	100	100	100	2,8	25	66,8	100
	AnM4	0	0	0	0	12,2	0	0	0	25,8	53,2	32,6	0
	AnM5	0	0	0	0	0,8	0	0	0	71,4	21,8	0,6	0
CAICF	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	76,6	100	100	100	1	17,6	58,8	100
	AnM4	0	0	0	0	21,4	0	0	0	16,6	51,6	40	0
	AnM5	0	0	0	0	2	0	0	0	82,4	30,8	1,2	0
ICOMP	AnM1	100	99,8	100	100	99,8	100	100	100	100	100	100	100
	AnM2	0	0,2	0	0	0,2	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	99,8	99,8	100	100	99,4	100	100	100	99,6	100	100	100
	AnM2	0,2	0,2	0	0	0,6	0	0	0	0,4	0	0	0
	AnM3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	24,6	22,4	24,6	25,8	23,2	21,2	23,8	25,6	20,6	21,2	24,2	24,4
	AnM2	18,6	25,4	22,2	23,2	18,4	24,6	22,6	22,8	15,8	23,6	22,8	23,4
	AnM3	56,8	52,2	53,2	51	57,6	54,2	53,6	51,6	27	46	52,8	52,2
	AnM4	0	0	0	0	0,2	0	0	0	24,6	8,8	0,2	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0,4	0	0
ICOMP_k	AnM1	2,8	2,8	3,2	3,6	2,4	2,6	3	3,2	1,4	2,4	3	3
	AnM2	8,8	10,2	8,8	9	9,2	9,6	8,8	9,6	5,8	9,2	9	10,2
	AnM3	88,4	87	88	87,4	87	87,8	88,2	87,2	25,6	65,4	86,2	86,8
	AnM4	0	0	0	0	1,4	0	0	0	36,4	21,4	1,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	30,8	1,6	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	1,2	2,6	3,2	3,6	1,4	2,6	3	3,2	1	2,2	2,8	3
	AnM2	8	9,4	8,4	9	8,4	9,6	8,6	9,6	4,2	8,8	8,8	10
	AnM3	90,8	88	88,4	87,4	88,6	87,8	88,4	87,2	24,6	65,6	86,6	87
	AnM4	0	0	0	0	1,6	0	0	0	36,6	21,8	1,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	33,6	1,6	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	0,2	0,6	2,6	3,6	0,2	1,8	2,8	3,2	12,8	1,8	2,8	3
	AnM2	4,4	8,4	7,8	8,8	4,4	8,6	8,4	9	0	8,4	8,6	9,8
	AnM3	95,4	91	89,6	87,6	92,8	89,6	88,8	87,8	18,6	66	86,8	87,2
	AnM4	0	0	0	0	2,6	0	0	0	33,4	22,2	1,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	35,2	1,6	0	0

EK 7 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

Tablo 4. Kriterlerin, 4. deneme kümesi için örneklem genişliklerine göre AnM'leri seçme yüzdeleri

	N	GrM1				GrM2				GrM3			
		100	400	1000	4000	100	400	1000	4000	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	29,8	31,6	33,4	33,4	29,2	35	35,4	36,2	26	36,6	36	40
	AnM2	7	5,2	6	7,2	7,6	5,2	6,4	7,2	5,2	5	7	6,8
	AnM3	63,2	63,4	60,6	59,8	61,2	60	58,2	56,8	19,8	40,6	55,4	54,2
	AnM4	0	0	0	0	2	0	0	0	27,6	16,6	1,6	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	21,4	1,2	0	0
CAIC	AnM1	1,4	2	1	1,8	1,4	2	1,6	2,4	0	2,2	1,8	3,2
	AnM2	0,6	0,2	0	0	0,4	0,2	0,2	0	0	0	0	0
	AnM3	98	97,8	99	98,2	83,6	97,8	98,2	97,6	3,8	21,6	57,2	96,8
	AnM4	0	0	0	0	14,4	0	0	0	27,6	55,6	40,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0,4	0	0	0	68,8	20,6	0,4	0
CAICF	AnM1	0,2	1,8	0,4	1,2	0	1,8	0,8	1,8	0,2	1,6	0,8	2,4
	AnM2	0,4	0,2	0	0	0,6	0,2	0,2	0	0	0	0	0
	AnM3	99,2	98	99,6	98,8	74,6	97,8	99	98,2	1,4	16	51,4	97,6
	AnM4	0,2	0	0	0	22,6	0,2	0	0	17,6	55,4	46,8	0
	AnM5	0	0	0	0	2,2	0	0	0	80,8	27	1	0
ICOMP	AnM1	97,8	99,6	99,8	99,6	97	99,4	99,8	100	97,4	99,2	100	99,8
	AnM2	1,8	0,4	0,2	0,4	2,6	0,6	0,2	0	2,4	0,8	0	0,2
	AnM3	0,4	0	0	0	0,2	0	0	0	0,2	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0,2	0	0	0	0	0	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	97,6	99,6	99,8	99,6	96,4	99,4	99,8	100	97	99,2	100	99,8
	AnM2	2	0,4	0,2	0,4	3,2	0,6	0,2	0	2,2	0,8	0	0,2
	AnM3	0,4	0	0	0	0,2	0	0	0	0,6	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0,2	0	0	0	0,2	0	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	49	57,4	56,4	56,8	48,8	60,4	59,4	61,4	46,4	61,8	61	63,6
	AnM2	13	13,8	11,8	14,4	13	12,4	11	13	11	11,6	10,6	11,6
	AnM3	38	28,8	31,8	28,8	37,2	27,2	29,6	25,6	19	20,6	28	24,8
	AnM4	0	0	0	0	1	0	0	0	16,2	6	0,4	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	7,4	0	0	0
ICOMP_k	AnM1	28,8	31,2	33,4	33	28,4	34,6	35,4	36,2	24,8	36,4	36	39,4
	AnM2	7,2	5,2	6	7,2	7,2	5,2	6,4	7	5,2	5	7	6,4
	AnM3	64	63,6	60,6	59,8	62,4	60,2	58,2	56,8	19,8	40,8	55,4	54,2
	AnM4	0	0	0	0	2	0	0	0	28,6	16,6	1,6	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	21,6	1,2	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	22,8	30,6	33	33	23	33	34,6	36,2	18,2	34,2	35,4	39,4
	AnM2	6,6	4,8	5,8	7,2	6,4	4,6	6,6	7	5	4,4	7	6,4
	AnM3	70,6	64,6	61,2	59,8	67,6	62,4	58,8	56,8	19,8	42,2	56	54,2
	AnM4	0	0	0	0	3	0	0	0	31,4	18	1,6	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	25,6	1,2	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	14,8	23,2	31,8	33	15	32,6	33,8	36	43	32,6	35,4	39,2
	AnM2	5,6	5,6	5,8	7,2	5,8	4,4	6,6	7	1	4	6,4	6,4
	AnM3	79,6	71,2	62,4	59,8	75,8	63	59,6	57	12,8	43,4	56,6	54,4
	AnM4	0	0	0	0	3,4	0	0	0	21,2	18,8	1,6	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	22	1,2	0	0

EK 7 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

Tablo 5. Kriterlerin, 5. deneme kümesi için örneklem genişliklerine göre AnM'leri seçme yüzdeleri

	N	GrM1				GrM2				GrM3			
		100	400	1000	4000	100	400	1000	4000	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	1,4	1,2	1,6	2,8	1,4	1	1,8	2,4	1	1,6	2	2,4
	AnM2	11,2	9,6	8,8	9,8	11,4	9,4	8,8	9,8	7,2	8,8	9	9,4
	AnM3	87,4	89,2	89,6	87,4	86,4	89,6	89,4	87,8	30	74,2	89	88,2
	AnM4	0	0	0	0	0,8	0	0	0	55	15,4	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	6,8	0	0	0
CAIC	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0,2	0	0	0	0,2	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	99,8	100	100	100	73,2	100	100	100	2,2	15,8	71,2	100
	AnM4	0	0	0	0	26,6	0	0	0	59,4	83,6	28,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	38,4	0,6	0	0
CAICF	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM3	100	100	100	100	54,2	100	100	100	0	21,2	58	100
	AnM4	0	0	0	0	45,8	0	0	0	71	76	42	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	29	2,8	0	0
ICOMP	AnM1	99,8	100	100	100	100	99,8	100	100	100	99,8	100	100
	AnM2	0,2	0	0	0	0	0,2	0	0	0	0,2	0	0
	AnM3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	99,6	100	100	100	99,8	99,8	100	100	99,8	95,2	100	100
	AnM2	0,4	0	0	0	0,2	0,2	0	0	0,2	0	0	0
	AnM3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4,8	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	22,4	28,8	33,2	31,8	23,2	29,8	33	24,8	16,2	23,4	33,2	30,8
	AnM2	25	25,6	25,8	27	25,2	25,2	25,6	14,4	16,4	19,8	25,2	26,4
	AnM3	52,6	45,6	41	41,2	51,6	45	41,4	60,8	13,2	28,8	41,6	42,8
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	54,2	28	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMP_k	AnM1	1,4	1,2	1,6	2,8	1,4	1	1,8	2,4	1	1,6	2	2,4
	AnM2	10,8	9,6	8,8	9,8	11,2	9,4	8,8	9,8	6,6	8,6	9	9,4
	AnM3	87,8	89,2	89,6	87,4	86,6	89,6	89,4	87,8	28	73,8	89	88,2
	AnM4	0	0	0	0	0,8	0	0	0	58,4	16	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	0,4	0,8	1	2,8	0,6	1	1,6	2,4	0	0,4	1,6	2,2
	AnM2	8,2	8,8	8,6	9,4	8,4	8,8	8,2	9,8	3	5,6	8,4	9
	AnM3	91,4	90,4	90,4	87,8	89,2	90,2	90,2	87,8	11,6	51,2	90	88,8
	AnM4	0	0	0	0	1,8	0	0	0	85,2	42,8	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	0	0,6	1	2,4	0	0,6	1,2	2,4	0	0,4	1,2	2,2
	AnM2	2,6	6,8	7,6	9,6	2,4	7	7,4	9,6	0,4	4,4	7	9
	AnM3	97,4	92,6	91,4	88	94,6	92,4	91,4	88	11,4	52	91,8	88,8
	AnM4	0	0	0	0	3	0	0	0	86,6	43,2	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	1,6	0	0	0

EK 7 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar

Tablo 6. Kriterlerin, 6. deneme kümesi için örneklem genişliklerine göre AnM'leri seçme yüzdeleri

	N	GrM1				GrM2				GrM3			
		100	400	1000	4000	100	400	1000	4000	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	6,6	10,6	13	15,4	6,6	10,6	11,8	15,6	3,4	9,8	11,6	14,4
	AnM2	9,6	9	5,8	7,6	10,6	8,8	5,8	7,4	7	8,8	5,8	8
	AnM3	83,8	80,4	81,4	77,6	81,8	80,6	82,4	77,4	30	70	82,6	78,4
	AnM4	0	0	0	0	1	0	0	0	53,2	11,8	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	6,4	0	0	0
CAIC	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0,8	0	0	0	0,6	0,2	0	0	0	0	0	0
	AnM3	99	100	100	100	74,8	99,8	100	100	2,8	20,2	77,2	100
	AnM4	0,2	0	0	0	24,6	0	0	0	58,8	79,4	22,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	38,4	0,6	0	0
CAICF	AnM1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM2	0,6	0	0	0	0,2	0,2	0	0	0	0	0	0
	AnM3	99,2	100	100	100	56,8	99,8	100	100	0	29,8	68,2	100
	AnM4	0,2	0	0	0	43	0	0	0	71,2	67,6	31,8	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	28,8	2,6	0	0
ICOMP	AnM1	99,2	100	100	100	99,6	99,4	100	100	98,2	99	100	100
	AnM2	0,8	0	0	0	0,4	0,4	0	0	1,8	1	0	0
	AnM3	0	0	0	0	0	0,2	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	96,4	100	100	100	97	99,4	100	100	96,2	98,2	100	100
	AnM2	3,4	0	0	0	2,8	0,4	0	0	3	1	0	0
	AnM3	0,2	0	0	0	0,2	0,2	0	0	0	0	0	0
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	0,8	0,8	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	21,8	42,6	50,8	52,8	22,4	42	50,2	51,2	16,2	37,2	48,8	49,2
	AnM2	25,8	18,2	17,2	13,4	25,8	18,6	17	14,4	16,6	16,4	17,2	15
	AnM3	52,4	39,2	32	33,8	51,8	39,4	32,8	34,4	15	33	34	35,8
	AnM4	0	0	0	0	0	0	0	0	52,2	13,4	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMP_k	AnM1	6,2	9,8	12,6	15,4	6,2	10	11,8	15,2	2,8	9,4	11,4	14,2
	AnM2	9,8	9,2	5,8	7	10,6	8,8	5,8	7,4	6,8	8,4	5,8	7,4
	AnM3	84	81	81,6	77,6	82,2	81,2	82,4	77,4	27,6	70,2	82,8	78,4
	AnM4	0	0	0	0	1	0	0	0	57,2	12	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	5,6	0	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	1,2	7,4	11,6	15	1,6	6,8	11	14,8	0,4	5,2	10,2	14,2
	AnM2	8,2	8,6	5,6	7	10	9	5,6	7,6	3,6	7,4	5,8	7,4
	AnM3	90,6	84	82,8	78	86,8	84,2	83,4	77,6	12,2	62,8	84	78,4
	AnM4	0	0	0	0	1,6	0	0	0	83,8	24,6	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	0,4	6,6	10,8	14,6	0,2	6	10,4	14,8	0,2	4,8	9,6	14
	AnM2	4,8	7,4	5,4	7	5,8	8,2	5,4	7,6	1,2	7	5,8	7,4
	AnM3	94,8	86	83,8	78,4	91	85,8	84,2	77,6	11,2	63,2	84,6	78,6
	AnM4	0	0	0	0	3	0	0	0	86,8	25	0	0
	AnM5	0	0	0	0	0	0	0	0	0,6	0	0	0

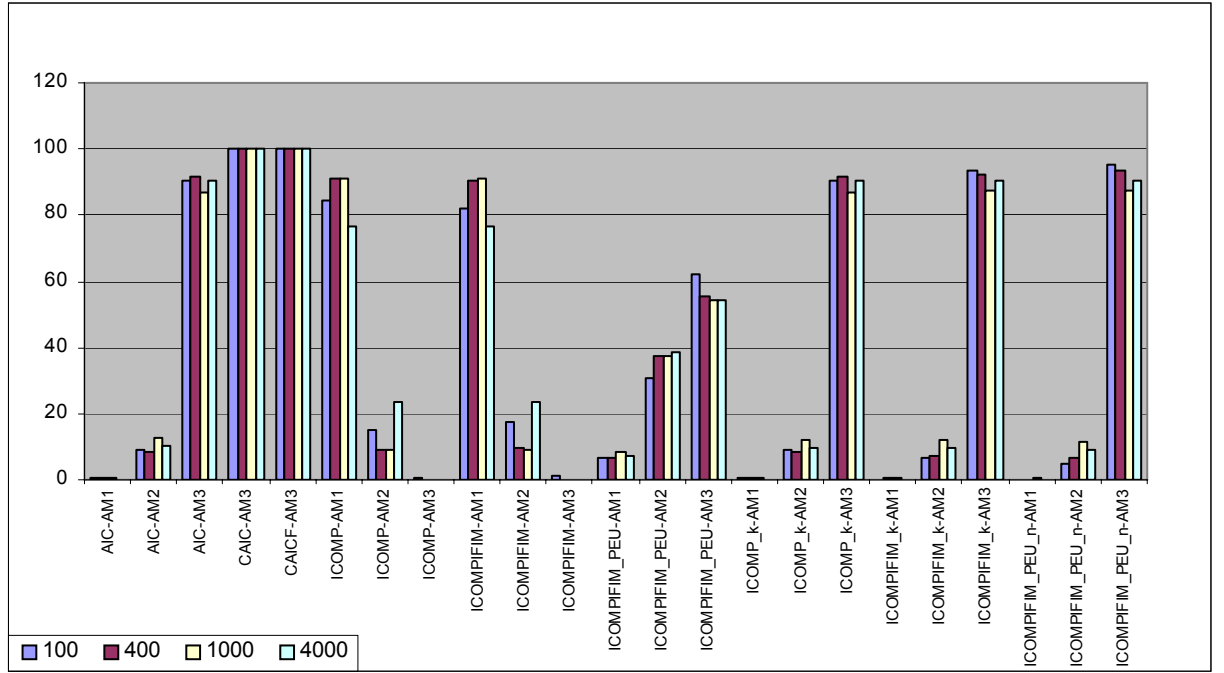
EK 7 (Devamı)**Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlar**

Tablo 7. Kriterlerin, genel YEM'leri için AnM'leri seçme yüzdeleri

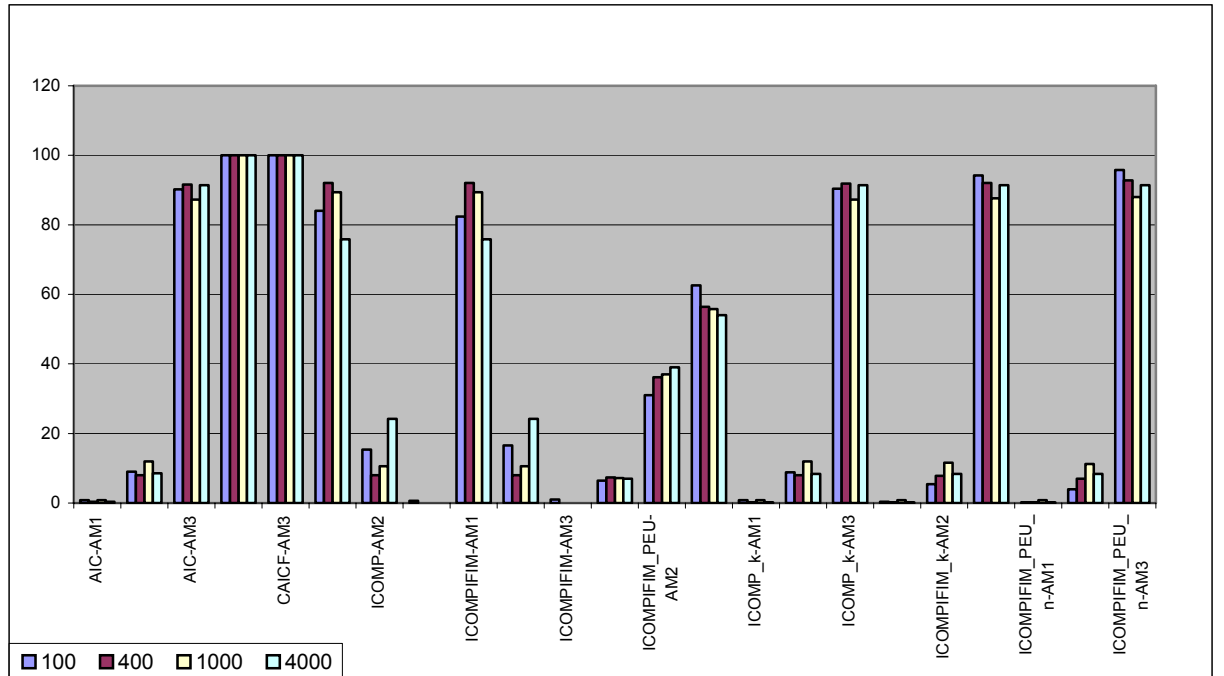
	N	100	400	1000	4000
AIC	AnM1	16,2	23,4	41,4	85,6
	AnM2	84	76,6	58,6	14,4
	AnM3	0	0	0	0
CAIC	AnM1	0,4	0,2	1,2	5,8
	AnM2	98,8	99,8	98,8	94,2
	AnM3	0,8	0	0	0
CAICF	AnM1	0	0,2	0,6	3,6
	AnM2	98,4	99,8	99,4	96,4
	AnM3	1,6	0	0	0
ICOMP	AnM1	98,6	99,8	100	100
	AnM2	1,4	0,2	0	0
	AnM3	0	0	0	0
ICOMPIFIM	AnM1	97,8	99,8	100	100
	AnM2	2,2	0,2	0	0
	AnM3	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU	AnM1	37	48,8	65,4	95,4
	AnM2	63	51,2	34,6	4,6
	AnM3	0	0	0	0
ICOMP_k	AnM1	16	23	41,4	85,6
	AnM2	84	77	58,6	14,4
	AnM3	0	0	0	0
ICOMPIFIM_k	AnM1	13,8	22,8	41,2	85,4
	AnM2	86,2	77,2	58,8	14,6
	AnM3	0	0	0	0
ICOMPIFIM_PEU_n	AnM1	9,2	20,8	40,2	85,4
	AnM2	90,8	79,2	59,8	14,6
	AnM3	0	0	0	0

EK 8

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlara Göre Grafikler



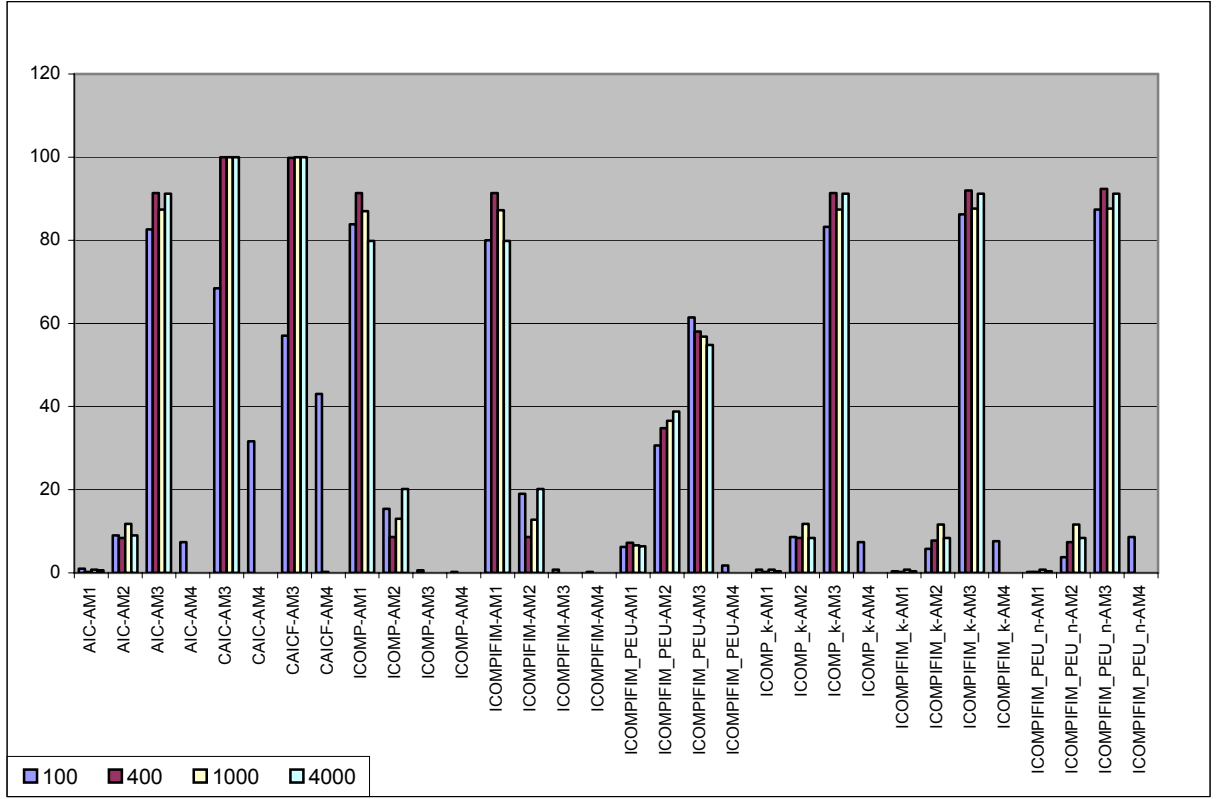
Şekil 1. 2'nci deneme kümesinde GrM1 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı



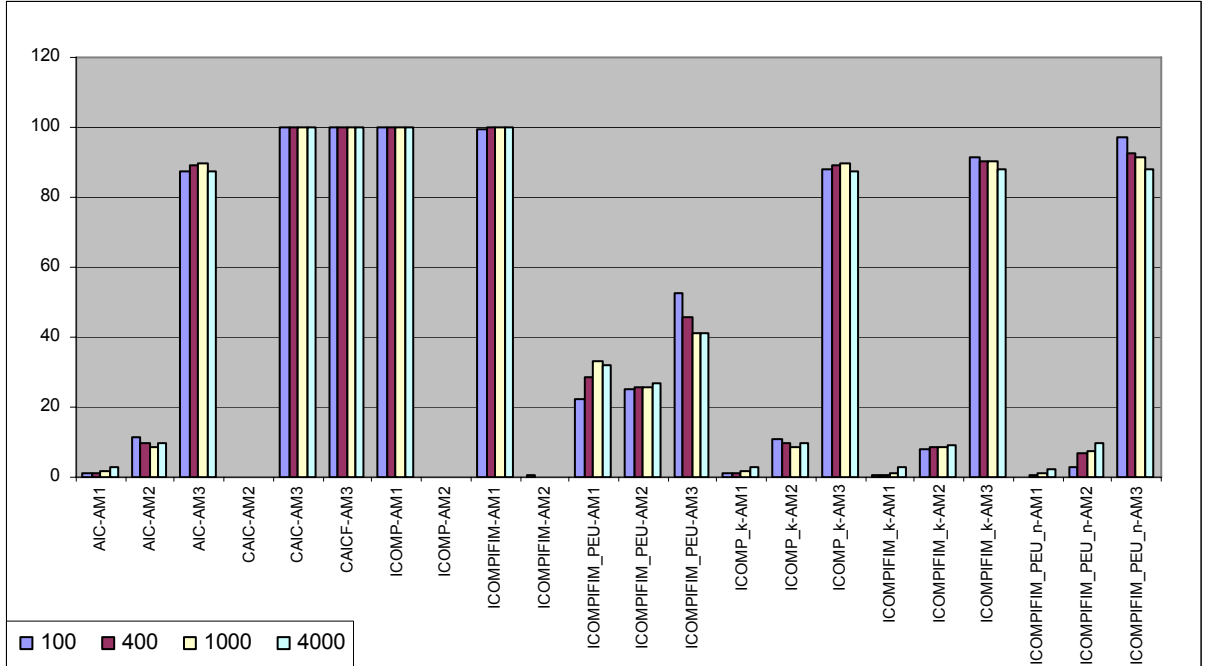
Şekil 2. 2'nci deneme kümesinde GrM2 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı

EK 8 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlara Göre Grafikler



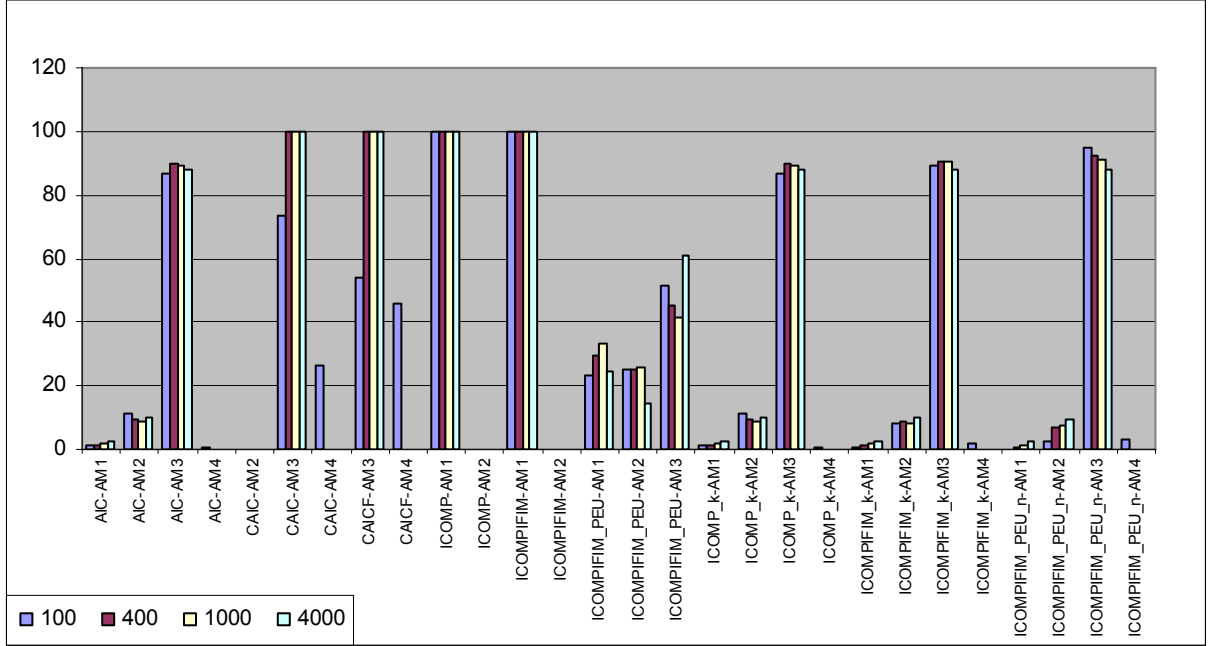
Şekil 3. 2'nci deneme kümesinde GrM3 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı



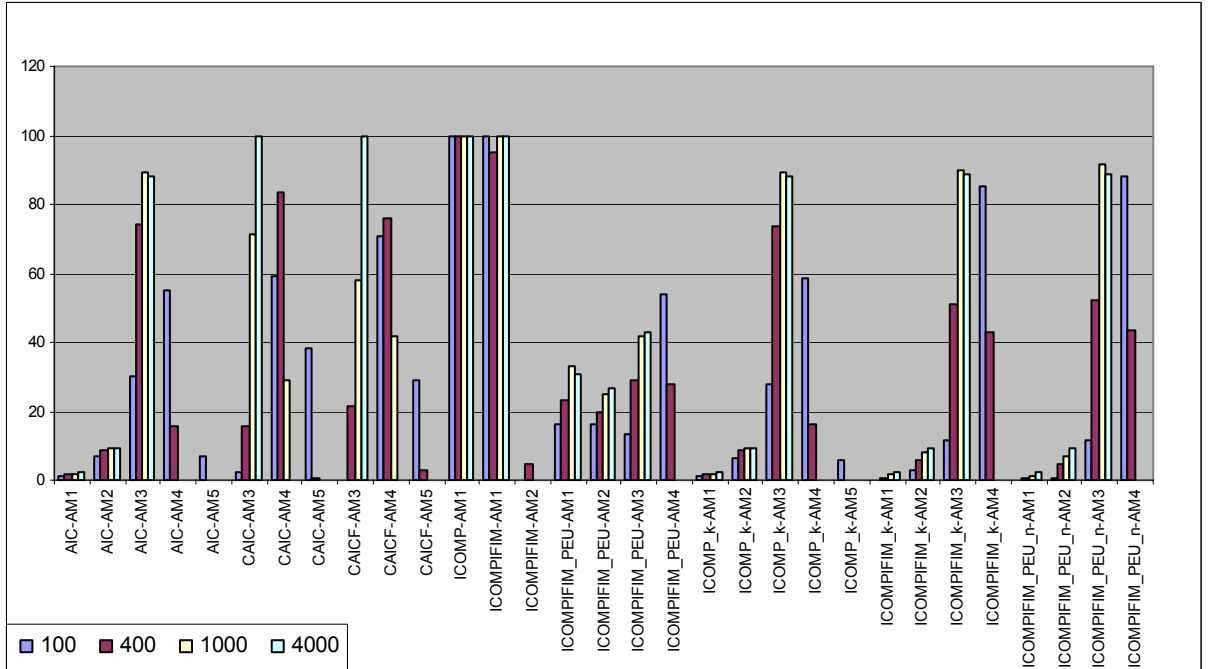
Şekil 4. 5'nci deneme kümesinde GrM1 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı

EK 8 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlara Göre Grafikler



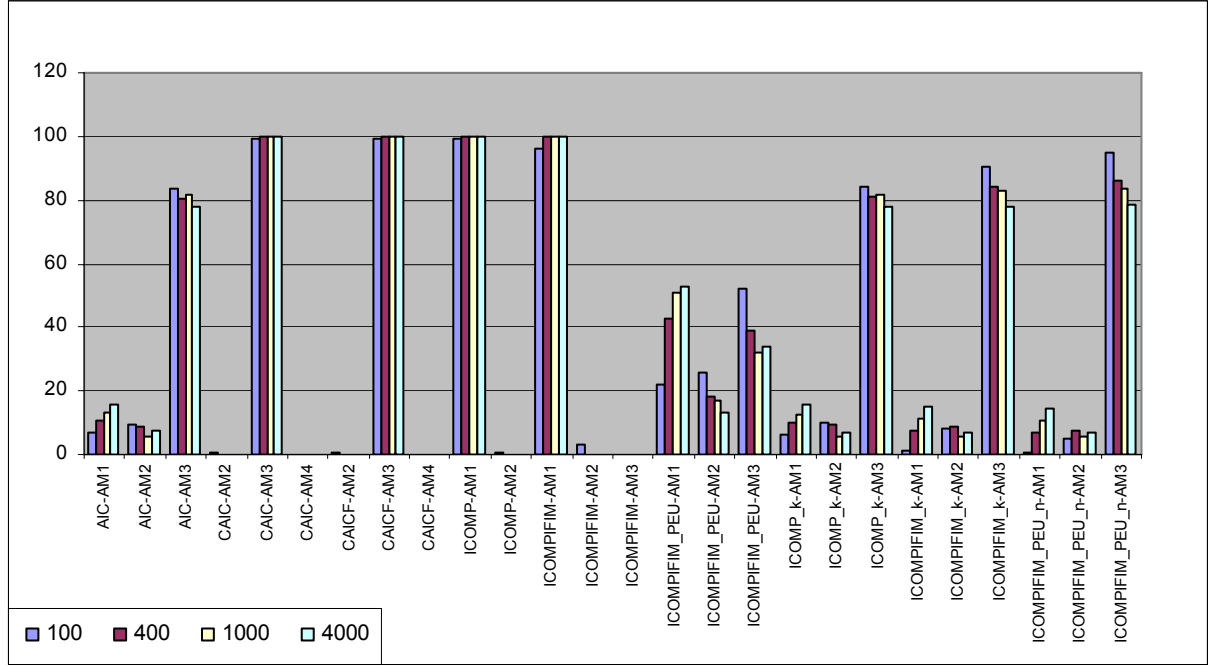
Şekil 5. 5'nci deneme kümesinde GrM2 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı



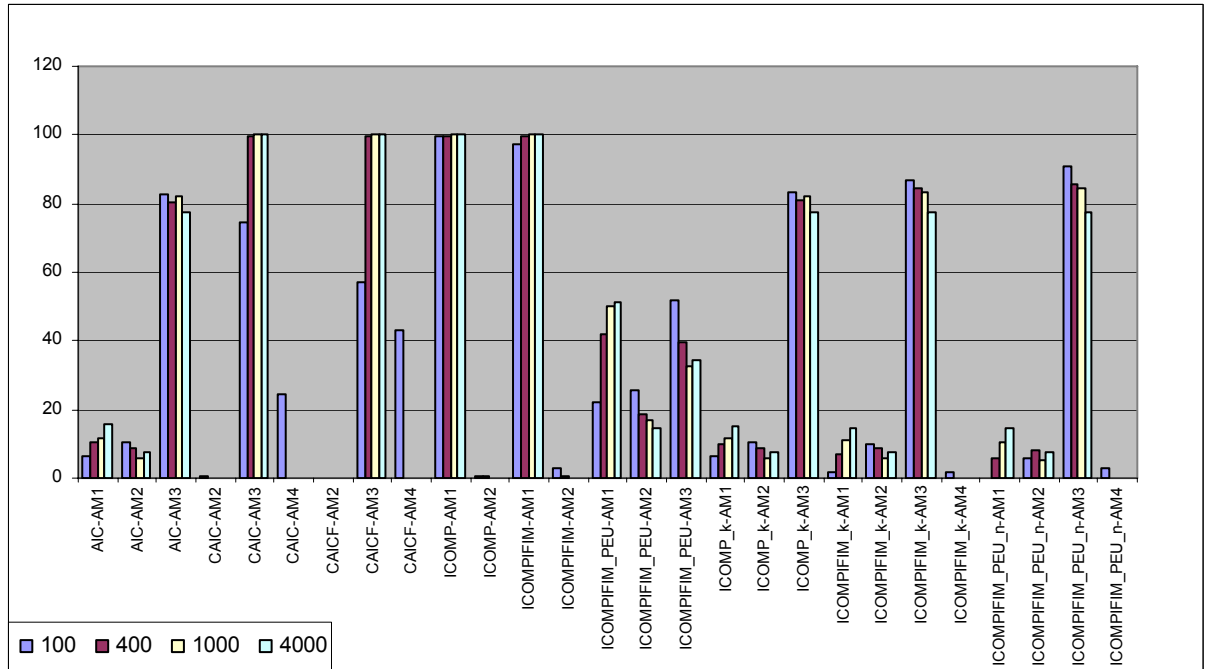
Şekil 6. 5'nci deneme kümesinde GrM3 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı

EK 8 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlara Göre Grafikler



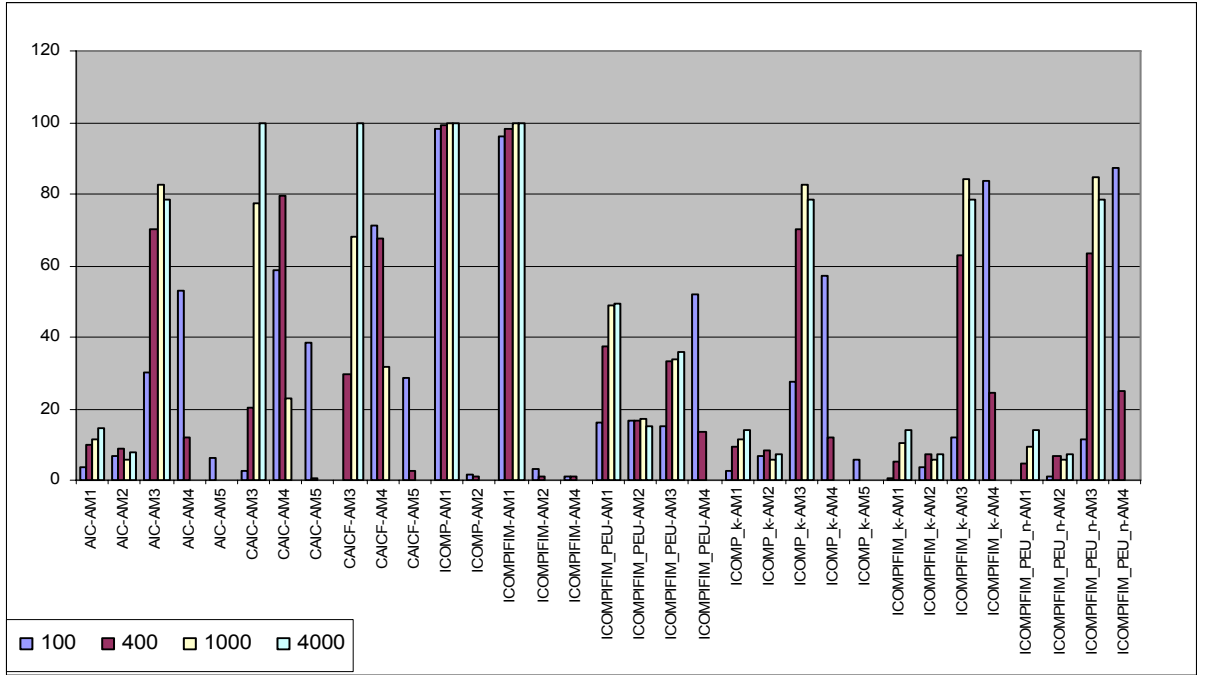
Şekil 7. 6'ncı deneme kümesinde GrM1 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı



Şekil 8. 6'ncı deneme kümesinde GrM2 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı

EK 8 (Devamı)

Benzetim Çalışmasından Elde Edilen Sonuçlara Göre Grafikler



Şekil 9. 6'ncı deneme kümesinde GrM3 için kriterlerin örneklem genişliklerine AnM'leri seçme histogramı

EK 9**Veriler**

	serinletici	tadı harika	yemeklerle iyi giden	ödediğim paraya değer	beni canlandıran	kaliteli ürünleri olan marka	kendimi iyi hissettiren
1	25,1	24,9	22,5	24,1	21,0	23,6	21,2
2	26,9	26,7	25,2	29,2	22,7	28,3	26,4
3	26,9	25,9	27,8	24,1	24,3	27,6	25,7
4	28,2	25,8	22,9	26,5	21,7	26,3	24,4
5	28,9	29,7	26,9	28,9	23,9	30,3	26,6
6	30,6	29,5	28,8	27,2	23,0	27,9	24,5
7	28,6	24,7	26,3	27,9	20,4	27,9	24,2
8	27,9	25,1	24,4	26,9	22,1	29,0	22,5
9	31,1	25,7	25,1	25,3	22,7	29,2	26,0
10	29,8	27,2	25,2	28,0	24,3	27,6	27,3
11	25,2	21,5	22,1	24,7	18,6	22,9	21,6
12	25,6	22,7	24,0	21,7	17,4	26,1	22,2
13	28,3	24,6	24,3	23,8	20,5	23,4	22,5
14	33,4	25,7	24,4	28,7	21,7	26,6	22,4
15	21,7	22,7	21,3	22,7	19,5	22,9	22,2
16	28,8	26,2	24,8	24,8	20,2	27,7	24,6
17	27,1	25,1	23,6	26,6	22,5	28,6	26,8
18	27,3	24,8	24,6	25,3	19,6	25,9	22,2
19	31,3	24,5	25,4	26,2	20,4	26,0	26,4
20	30,2	28,0	24,6	25,1	19,5	26,8	19,0
21	31,3	24,8	23,8	24,6	18,9	24,8	22,4
22	27,5	26,9	27,3	28,1	18,1	25,0	21,5
23	28,4	25,5	25,2	25,8	18,9	25,2	21,6
24	22,3	27,6	29,0	24,4	14,1	27,2	19,0
25	30,2	24,1	23,4	25,1	17,3	22,3	19,4
26	31,4	25,1	25,8	25,8	19,0	25,1	21,7
27	26,7	22,0	25,1	24,2	19,8	28,1	22,5
28	25,6	23,2	22,9	28,2	22,0	25,1	24,4
29	33,1	24,2	24,0	25,9	22,9	28,4	22,2
30	30,0	23,9	25,3	27,8	20,6	24,7	22,4
31	24,3	24,5	19,9	25,5	19,9	27,9	22,7
32	26,5	23,1	22,7	23,9	19,7	25,3	24,0
33	26,5	22,7	24,5	24,9	19,8	23,4	21,8
34	30,3	20,9	23,4	25,6	19,9	23,4	23,8
35	26,7	23,6	23,4	26,6	19,1	23,6	21,0
36	26,5	22,3	24,6	26,0	20,2	26,7	23,8
37	24,7	26,9	24,5	23,4	21,4	24,3	22,1
38	29,9	26,7	26,0	26,0	19,9	27,5	22,2
39	27,8	23,9	23,5	23,5	16,7	27,4	20,0
40	23,4	23,2	24,4	21,9	19,5	23,8	23,8
41	25,0	23,3	25,7	23,3	20,3	27,6	23,0
42	24,1	25,3	23,5	25,2	18,9	26,7	21,4

EK 9 (Devamı)**Veriler**

43	24,0	25,0	24,5	24,3	19,0	27,0	20,7
44	27,9	24,6	25,1	28,2	21,0	31,1	21,9
45	29,0	26,8	27,9	29,3	20,8	29,1	20,9
46	25,9	24,6	25,5	25,3	20,3	28,3	21,6
47	25,1	22,5	25,3	22,1	16,3	23,7	20,8
48	29,0	27,3	25,4	31,9	19,8	30,8	23,8
49	33,2	26,8	26,6	28,7	23,3	33,4	24,6
50	29,8	28,7	28,5	30,8	22,8	32,3	23,5
51	28,3	28,3	27,2	34,7	27,0	37,3	26,5
52	29,9	24,8	29,9	29,7	22,0	34,4	23,3
53	26,7	26,7	26,4	30,6	21,0	28,9	24,6
54	24,1	24,1	25,7	25,1	19,8	26,4	23,9
55	20,6	24,3	23,6	28,8	19,1	27,7	22,9
56	24,3	22,4	24,1	26,6	19,6	29,1	21,4
57	25,3	26,9	23,7	27,6	20,6	30,9	19,9
58	27,1	23,3	26,3	28,9	20,1	31,1	21,6
59	26,4	27,7	25,7	29,0	19,1	28,5	23,9
60	28,2	26,5	28,4	29,6	21,9	27,9	24,0
61	26,3	24,6	28,4	24,4	23,9	24,4	23,5
62	26,4	26,9	27,7	26,9	21,5	27,1	23,1
63	24,1	25,1	24,9	25,6	16,9	25,8	21,0
64	27,2	24,7	27,2	24,7	18,6	26,8	22,5
65	22,5	23,7	25,5	27,4	17,9	26,0	22,8
66	27,6	26,6	27,0	27,8	23,4	28,9	25,8
67	27,6	27,2	28,3	30,3	22,0	31,4	25,9
68	30,4	27,4	29,3	28,7	23,7	31,4	25,6
69	32,5	25,7	32,1	30,4	24,2	31,6	25,1
70	29,4	24,8	25,4	27,5	18,1	31,7	20,2
71	29,0	29,9	30,3	29,3	16,7	33,4	23,3
72	27,6	29,5	30,0	27,4	20,9	29,8	23,0
73	30,1	27,0	28,8	29,4	20,4	32,1	24,8
74	30,7	28,2	26,6	32,1	19,9	33,3	24,7
75	28,2	21,5	22,7	28,9	20,8	24,9	25,0
76	35,5	28,4	26,4	26,7	21,9	28,4	20,5
77	31,4	26,0	26,2	29,7	19,3	28,8	23,8
78	32,3	28,2	26,7	28,6	21,6	28,4	24,6
79	28,2	28,0	26,0	27,7	25,6	28,6	23,8
80	27,4	27,0	23,4	25,5	19,0	28,7	23,2
81	26,3	25,8	25,1	26,0	17,7	27,0	20,1
82	25,9	26,1	21,2	20,5	19,2	25,9	20,5
83	22,3	20,1	23,4	21,9	18,9	23,0	18,4
84	23,4	21,6	23,6	21,9	15,0	26,0	19,1
85	21,2	22,5	22,9	25,2	19,0	23,9	20,5
86	25,5	24,1	22,8	24,1	18,9	21,8	21,9
87	16,3	16,3	16,3	65,0	16,3	32,5	17,5
88	23,5	21,5	23,8	24,0	16,5	24,4	21,1
89	26,0	23,4	23,4	24,3	18,5	24,7	19,9
90	22,0	24,9	23,3	27,0	19,3	24,5	20,2

EK 9 (Devamı)**Veriler**

91	30,4	24,0	23,8	27,1	20,4	26,0	20,6
92	25,2	25,2	24,9	25,2	16,9	25,8	19,9
93	26,8	28,1	24,6	24,6	21,7	24,1	22,8
94	22,1	23,4	22,5	27,5	16,9	23,0	21,2
95	25,8	27,5	27,1	25,6	16,7	28,2	21,0
96	29,0	24,1	26,2	23,4	19,3	26,0	22,2
97	28,6	25,9	22,2	25,7	17,1	24,1	17,7
98	25,9	24,6	22,9	25,2	18,2	26,7	22,6
99	25,2	26,3	23,7	23,9	21,0	22,5	23,0
100	21,0	23,7	24,2	22,7	21,2	22,3	21,0
101	21,3	21,5	22,2	22,9	18,3	22,0	21,0
102	21,9	23,5	26,0	26,4	19,9	24,6	20,2
103	19,1	21,7	22,5	21,3	19,1	23,2	21,2
104	27,9	22,5	22,1	24,0	17,5	23,3	20,9
105	21,9	21,3	21,3	23,3	17,3	22,9	18,6
106	22,1	23,8	23,2	23,8	20,6	23,4	22,4
107	28,7	23,9	21,2	23,1	21,6	25,2	22,6
108	22,9	21,1	19,7	22,2	17,9	21,5	19,5
109	21,9	21,3	22,1	19,3	16,9	22,5	20,6
110	24,8	26,8	25,8	25,8	21,6	24,8	23,5
111	26,0	27,1	25,2	24,3	24,2	24,0	21,5
112	23,3	22,3	22,7	22,7	21,0	28,1	23,6
113	31,4	28,9	24,4	26,0	23,0	29,8	26,7
114	25,6	25,4	23,3	23,5	19,2	23,8	19,5
115	24,2	24,0	25,0	24,6	21,5	22,7	23,6
116	30,8	27,7	22,7	24,9	20,1	25,8	21,9
117	25,5	25,3	23,7	23,9	21,1	25,3	23,5
118	26,1	24,9	23,0	23,4	20,2	24,3	22,8
119	26,7	28,0	26,3	25,3	21,0	27,6	25,7
120	22,8	22,2	20,9	20,2	18,7	23,5	18,5
121	29,4	23,2	23,8	26,5	15,6	24,5	18,0
122	27,9	23,1	23,0	24,5	18,3	22,0	20,0
123	31,6	23,7	25,2	24,8	20,6	25,9	22,4
124	29,2	28,1	25,9	23,3	18,8	25,9	21,5
125	26,6	23,0	21,9	23,5	20,3	23,9	22,6
126	28,5	24,7	21,6	26,1	20,2	24,9	20,3
127	25,8	22,6	19,7	23,4	19,8	24,7	20,0
128	23,9	20,5	22,9	21,2	17,3	24,8	18,9
129	27,2	22,8	24,0	25,0	18,9	25,0	19,3
130	22,6	23,2	23,0	23,9	21,4	24,8	22,4
131	23,5	21,2	21,5	23,1	15,5	24,6	17,5
132	24,3	23,2	21,1	24,5	20,5	27,4	20,4
133	28,2	23,6	24,5	26,4	20,6	26,2	20,8
134	29,1	25,4	22,2	26,3	19,2	25,4	19,6
135	24,1	22,8	22,6	20,8	16,5	21,4	15,7

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyad : Eylem DENİZ AKINCI

Doğum Yeri : Antalya-Özlü

Doğum Tarihi : 17.03.1977

Eğitim Durumu

Lise : Isparta Gazi Lisesi (1990-1993)

Lisans : Hacettepe Üniversitesi Fen Fak. İstatistik Bölümü
(1993-1997)

Yüksek Lisans : Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik A.B.D.
(1997-2002)

İş Tecrübesi

1999-2001 : Migros Türk T.A.Ş. Mağaza Müdürü

2001- : Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi Fen Ed. Fak.
İstatistik Bölümü Araştırma Görevlisi