

## Ölçek Geliştirmede Açımlayıcı Faktör Analizi, Karar Ağacı ve Yapay Sinir Ağları Sonuçlarının Karşılaştırılması<sup>a</sup>

Sinan M. Bekmezci<sup>b, c</sup>, Nuri Doğan<sup>d</sup>

### Özet

Bu çalışmada test geliştirmede madde seçimi ve yapı geçerliği kanıtlarının ortaya konulmasında açımlayıcı faktör analizi, yapay sinir ağları ve karar ağaçlarının sonuçlarının karşılaştırılması amaçlanmıştır. Araştırma kapsamında, daha önceden yapılan bir çalışmada kullanılan "İstatistik Tutum Ölçeği" ön formu lisans, lisansüstü ve mezun statüsündeki bireylere uygulanarak veri toplanmıştır. Elde edilen verilere açımlayıcı faktör analizi ve veri madenciliği kapsamında kullanılabilen karar regresyon ağacı analizi ile kendini düzenleyen haritalama analizleri yapılmıştır. Analizler yapıldıktan sonra farklı yöntemlerde boyut sayılarının ve maddelerin boyutlara dağılımının değişebildiği görülmüştür. Farklı yöntemlerle seçilen maddelerden oluşturulmuş testlere uygulanan doğrulayıcı faktör analizi sonucu elde edilen uyum indeksleri karşılaştırılmıştır. Araştırma sonucunda polikorik korelasyona dayalı gerçekleştirilen açımlayıcı faktör analizi ve kendini düzenleyen haritalama analizi ile seçilen maddelerden oluşan yapının geçerli olduğu ve karar ağacı yönteminin yapı geçerliği analizlerinde kullanışsız olduğu görülmüştür.

### Anahtar Kelimeler

Ölçek Geliştirme  
Açımlayıcı Faktör Analizi  
Yapay Sinir Ağları  
Karar Ağaçları  
Doğrulayıcı Faktör Analizi

### Makale Hakkında

Geliş Tarihi: 28.06.2021  
Kabul Tarihi: 15.12.2021  
Doi: 10.18026/cbayarsos.958873

## Comparison of Exploratory Factor Analysis, Decision Tree and Artificial Neural Network Results in Scale Development

### Abstract

In this study, it was aimed to compare the results of exploratory factor analysis, artificial neural networks and decision trees in test development in terms of item selection and construct validity evidence. Within the scope of the research, data were collected by applying the "Statistical Attitude Scale" preform used in a previous study to individuals with undergraduate, graduate and alumni status. Decision regression tree analyses and self-organizing maps analyses, which can be used within the scope of data mining with exploratory factor analysis, were performed on the obtained data. After the analyses, it was seen that the number of dimensions and the distribution of the items to the dimensions could change in different methods. According to the comparison of fit indices obtained from confirmatory factor analysis, it was seen that the structure consisting of the items selected by exploratory factor analysis based on polychoric correlation and self-organizing mapping analysis was valid and the decision tree method was impractical in construct validity analyses.

### Keywords

Scale Development  
Exploratory Factor Analysis  
Artificial Neural Networks  
Decision Trees  
Confirmatory Factor Analysis

### About Article

Received: 28.06.2021  
Accepted: 15.12.2021  
Doi: 10.18026/cbayarsos.958873

<sup>a</sup> Çalışma "Psikometrik Özelliklerin Belirlenmesinde Veri Madenciliği, Yapay Sinir Ağları ve Faktör Analizi Sonuçlarının Karşılaştırılması" adlı tezin bir parçasıdır.

<sup>b</sup> sbekmezci@outlook.com

<sup>c</sup> Arş. Gör., Manisa Celal Bayar Üniversitesi Eğitim Fakültesi, ORCID: 0000 0001 5190 1894

<sup>d</sup> Prof. Dr., Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi, ORCID: 0000 0001 6274 2016

## **Giriş**

Bireyin duyuşsal veya bilişsel alandaki herhangi bir niteliğe ait tutumlarını, öz-yeterliklerini, başarı düzeylerini vb. tespit etme amaçlı ölçme araçları bilimsel araştırmalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Bu araçlardan elde edilen sonuçların geçerlik ve güvenilirlik dahil bir takım standartları karşılaması gerekmektedir. Ölçme araçlarının sağlaması gereken en önemli standart, geçerlik olarak ifade edilebilir.

Geçerlik ile ilgili geçmişten günümüze ulaşan bir çok tanımlama bulunmaktadır. Genel geçer kabul gören tanımlardan birinde geçerlik bir testin ölçülmesi istenilen özelliği başka özelliklerle karıştırmadan ölçebilme derecesi olarak ele alınmıştır (Ebel ve Frisbie, 1991; Murphy ve Davidshofer, 1998). Amerikan Psikologlar Derneği'nin 1954 yılında yaptığı ve günümüzde de kullanılan geçerlik sınıflaması yordama, zamandaş, kapsam ve yapı geçerliği olmak üzere dört türden oluşmaktadır (Cronbach ve Meehl, 1955; Murphy ve Davidshofer, 2001). Yapı geçerliğinin ise likert tipi ölçeklerde ortaya konulması son derece önem taşımaktadır. Bireyde var olduğu kabul edilen ve doğrudan gözlenemeyen özellikler psikolojik yapılar olarak ele alınmaktadır (Cronbach ve Meehl, 1955). Ölçme aracının geliştirilmesi sürecinde yapının somut ve gözlenebilir nitelik kazanması ise yapı geçerliliğinin belirlenmesi sürecinde gerçekleşmektedir (Murphy ve Davidshofer, 2001). Test geliştirme sürecinde yapı geçerliği maddeye ait ayırt edicilik vb. niteliklerin yanında, maddeler arası doğrusal olmayan ilişkiler, örneklem büyüklüğü gibi etkenlerden etkilenebilmektedir. Bu gibi nedenlerden etkilenmeden yapı geçerliğini en anlamlı şekilde ortaya koyabilmek için farklı analiz yöntemleri gerekebilmektedir. Teste ve maddeye ilişkin istatistiksel sonuçları ortaya koymak ve yorumlamak için klasik test kuramı ve madde tepki kuramı başta olmak üzere farklı kuramlar temel alınarak çeşitli analizler ve değerlendirmeler yapılabilmektedir. Farklı kuramlar temel alınarak yapılan bu analizlerde kuramın kendisinden veya analizlerin varsayımlarından kaynaklanan avantajlar ve dezavantajlar bulunmaktadır. Bu dezavantajların neden olduğu sınırlılıkların oluşmasında testin türü, veri dağılımındaki normallik bozulmaları, maddeler arası doğrusal olmayan ilişkiler, söz konusu psikolojik yapının tek bir boyuttan oluşmaması, testin uygulandığı örneklemin küçük olması, testte bulunan madde farklılıkları gibi durumlar etkili olabilmektedir.

Bu sınırlılıklardan etkilenmeden ölçme aracı geliştirilebilmek için farklı analiz yöntemlerinin karşılaştırıldığı çalışmalar yapılmaktadır. Şimşek (2006), yüksek lisans tez çalışmasında çok değişkenli istatistiksel tekniklerden kümeleme, çok boyutlu ölçekleme, doğrulayıcı ve açıklayıcı faktör analizi ile elde edilen yapı geçerliği kanıtlarını karşılaştırmıştır ve sonuçlara göre kümeleme analizinin açıklayıcı faktör analizine göre daha duyarlı ve uyumlu olduğu, çok boyutlu ölçeklemede ise çok farklı sonuçlara ulaşıldığı ve uyum görülmediği gözlenmiştir. "İstatistik Tutum Ölçeği İçin Uygulanan Faktör Analizi ve Aşamalı Kümeleme Analizi Sonuçlarının Karşılaştırılması" isimli çalışmalarında Doğan ve Başokçu (2010); ölçek geliştirme sürecinde boyut sayısını ve boyutlara düşen maddeleri belirlemede kullanılabilen faktör analizi ve aşamalı kümeleme analizini karşılaştırmış ve sonuçta döndürülmüş faktör analiziyle elde edilen yapı ile aşamalı kümeleme analiziyle elde edilen yapıya ilişkin doğrulayıcı faktör analiz sonuçlarının büyük benzerlik gösterdiğini belirtmişlerdir. Krishnan ve Idris (2018), "Bir Ölçme Aracının Kalitesini Artırmak için Kısmi Puan Modeli'nin Kullanımı" çalışmasında, örtük özelliği ölçme sürecinde bireylerin ve testteki maddelerin birlikte iyi işleyip işlemediklerini kısmi puan modelini kullanarak belirlemeye çalışmışlardır. Karlin ve Karlin (2018), Rasch modelinin kullanımını açıklamak ve birkaç maddesi aynı olan

iki farklı sınavın geçerliğini incelemek amacıyla yaptıkları çalışmada, Rasch modelinin testlerin geçerliği ortaya koymada olduğu kadar öğrencilerin değerlendirilmesine de öncelik sağladığını belirtmişlerdir. Wei, Liu ve Jia (2014) ise öğrencilerin bilim modellerini anlama düzeylerini ölçme amacıyla KTK ile geliştirilen ölçme aracını KTK'nın sınırlılıklarını düşünerek, Rasch modeli ile incelemişlerdir ve aracın güvenilirliği ve geçerliği için kanıt sunmanın yanında aracın iyileştirilebilmesi için bazı yönere vurgu yapmışlardır. Yapılan çalışmalarda madde istatistiklerinin hesaplanmasında, madde seçiminde ve geçerliğe yönelik değerlendirmeler yapabilmek için faktör analizi, kümeleme analizi, diskriminant analizi gibi yöntemlerin karşılaştırılması ve bunlara ek olarak MTK'ya dayalı modellerin ele alındığı görülmektedir.

Bununla beraber teknolojinin özellikle bilgisayar ve bilişim teknolojilerinin son yıllarda büyük bir gelişim içerisine girmesi ekonomi, mühendislik, istatistik ve tıp gibi alanların yanında eğitimde de oldukça büyük gruptan çok sayıda değişken (akademik, duyuşsal vb.) ile ilgili büyük miktarlarda veri toplama ve depolama imkânını ortaya çıkarmıştır. Yüksek kütleli bu verilerin arasında gizli örüntüler ve beklenmeyen ilişkiler söz konusu olabilmektedir. Elde edilen yüksek miktarlardaki bu verilerden anlamlı sonuçlar çıkarmak, gizil ilişkileri ortaya koymak için normalde kullanılan kümeleme analizi, temel bileşenler analizi, açımlayıcı faktör analizi vb. analizlere ek olarak daha esnek varsayımları olan analizler seçmek araştırmacıların daha iyi sınıflama ve kestirimlerde bulunmasını sağlayabilmektedir. Bu ilişkileri ortaya koymak için kullanılan analizlerden bazıları veri madenciliği kapsamında kullanılan ve makine öğrenmesine dayanan analizlerdir. Bu nedenle test geliştirme sürecinde testin psikometrik özelliklerinin istenen seviyeye ulaşması için gerekli olan maddelerin seçiminde veri madenciliği kapsamındaki analizlerden yararlanılan çalışmalar yapılmaya başlanmıştır. Bu çalışmalara bilgisayarda bireye uyarlanmış test (CAT) uygulamalarında bireye yöneltilen maddeleri seçmek için kullanılan "karar regresyon ağaçları" ile yapılan çalışmalar örnek olarak verilebilir (Özgür ve Doğanay, 2020; Michel, Baumstarck, Loundou, Ghattas ve Auquier, 2018; Ueno ve Songmuang, 2010). Bunun yanında likert tipi ölçeklerin boyut yapısını ve madde özelliklerini ortaya koymada yapay sinir ağları analizlerinin kullanılmasına yönelik çalışmalara da Kiang ve Kumar (2001), Kuo, Ho ve Hu (2002), Tezbaşaran (2016), Eriş Hasırcı'nın (2019) çalışmaları örnek olarak verilebilir. Literatürdeki araştırmalarda veri madenciliği kapsamındaki analizlerin psikometrik özellikleri belirleme ve madde seçiminde kullanılmasına yönelik yeterince araştırma olmadığı görülebilmektedir. Bu çalışmaların artırılmasının; test geliştirme çalışmalarında kullanılarak testte kullanılan boyutların daha iyi ortaya konması, madde seçimi, daha iyi sınıflamalar yapılması, soru sayısının azaltılarak zaman vb. açılardan kullanışlılığı artırmanın eğitim alanında yapılacak ölçüm işlemlerine fayda sağlayacağı düşünülmektedir. Bu çalışma kapsamında, eğitimde test geliştirme sürecinde testin yapı geçerliğini ortaya koymaya yönelik uygulanan açımlayıcı faktör analizine alternatif olarak yapay sinir ağları (kendini düzenleyen haritalama) ve karar ağaçları (sınıflama ve regresyon ağacı) analizlerinin kullanışlılığının incelenmesi amaçlanmaktadır. Bu doğrultuda aşağıdaki problemlere yanıt aranmaktadır.

### ***Araştırma Problemi***

Açımlayıcı Faktör Analizi (AFA), Yapay Sinir Ağları tekniklerinden Kendini Düzenleyen Harita (KDH) ve Karar Ağacı modellerinden Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı (SRA) ile seçilen maddelerden oluşturulmuş testlerin psikometrik özellikleri nasıldır?

### *Alt Problemler*

1. AFA ile seçilen maddelerden oluşan testin psikometrik özellikleri nasıldır?
2. KDH ile seçilen maddelerden oluşan testin psikometrik özellikleri nasıldır?
3. SRA ile seçilen maddelerden oluşan testin psikometrik özellikleri nasıldır?
4. AFA, KDH ve SRA ile elde edilen maddelerden oluşan testlerin DFA sonuçları nasıldır?

## **Yöntem**

### *Araştırma Modeli*

Bu çalışmada, kendini düzenleyen haritalama ve karar regresyon ağaçlarının yapı geçerliği kanıtı toplamak için kullanılıp kullanılmayacağını, birbirleriyle farklarını, benzerliklerini ortaya çıkarmayı amaçlanmaktadır. Bu araştırma farklı tekniklerden elde edilecek ölçek yapılarının ortaya konulması açısından betimsel (Grove, Burns, & Gray, 2012), farklı tekniklerden elde edilen ölçek yapılarına ait doğrulayıcı faktör analizi uyum indekslerinin karşılaştırılması açısından ilişkisel bir araştırmadır (Büyüköztürk, Çakmak, Akgün, Karadeniz, ve Demirel. 2017).

### *Katılımcılar*

Çalışmanın amacı farklı tekniklerle madde seçme sonuçlarının testin psikometrik sonuçlarına etkisini araştırmak olduğundan ve pandemi koşullarına rağmen yeterli büyüklükte olduğu düşünülen 808 katılımcıya online uygulama yapılmıştır. Katılımcıların demografik özelliklere göre dağılımı Tablo 1’de verilmiştir.

**Tablo 1.** Katılımcıların Demografik Değişkenlere Göre Frekans Dağılımı

<b>Cinsiyete Göre</b>	<b>N</b>
Kadın	597
Erkek	211
<b>İstatistik Dersi Alma Durumu</b>	<b>N</b>
Evet	551
Hayır	257
<b>Akademik alanınız</b>	<b>N</b>
Sayısal	289
Eşit Ağırlık	347
Sözel	149
Dil	23

Buna göre üniversitede öğrenim gören ya da üniversiteden mezun olmuş 808 birey, gönüllü olarak katılımcı olmuşlardır. İstatistik Tutum Ölçeğinin uygulandığı grubun %74'ü kadın, %26'sı erkektir. Katılımcıların %68'i daha önce bir istatistik dersi aldığını, %32'si ise istatistik dersi almadığını belirtmiştir. Katılımcıların "Akademik alanınızı aşağıdakilerden hangisi daha iyi tanımlar?" sorusuna %36'sının sayısal, %43'ünün eşit ağırlık, %18'inin sözel, %3'ünün dil cevabı verdiği görülmüştür.

### *Veri Toplama Araçları*

Veri toplama aracı olarak 'İstatistik Tutum Ölçeği' ön formu uygulanmıştır. İstatistiğe yönelik tutum düzeyini belirlemek amaçlı hazırlanan bu testte 40 madde bulunmaktadır ve bu maddelerden 20 tanesi olumsuz olduğundan bu maddelerde ters puanlama yapılmıştır. Ölçek ön formu ve ölçekteki maddelere ait betimsel istatistikler Ek.1'de yer almaktadır. Ölçek içerisindeki maddelerden 9 ile 40. maddeler birbirinin aynısı, 1 ve 31. maddeler ise birbirinin tam tersidir. Bu maddeler yanıtlayıcıların samimi yanıt verip vermediklerini kontrol etmek amaçlı kullanılmıştır ve maddelerle ilgili yapılan işlemler bulgular kısmında açıklanmıştır.

### *Verilerin Toplanması ve Analizi*

Hacettepe Üniversitesi etik komisyonundan gerekli izin alındıktan sonra veriler 2020 yılı Güz döneminde toplanmıştır. Veri toplama işlemi bu tarihlerde ulusal ve uluslararası Covid-19 salgını olması nedeniyle ölçek ön formunun katılımcılara online olarak (google drive aracılığıyla) ulaştırılmasıyla gerçekleştirilmiştir. Veri toplama işlemi gerçekleştirildikten sonra ilk olarak "İstatistik Tutum Ölçeği" içerisindeki olumsuz maddeler tersten puanlanarak, yüksek puanların olumlu tutumu, düşük puanların olumsuz tutumu ifade etmesi sağlanmıştır. Bu adımdan sonra verilerin analizinde AFA, KDH, SRA ve DFA kullanılmıştır.

Araştırmanın birinci alt problemi doğrultusunda ölçeğin faktör yapısını ortaya koymak ve boyutluluk üzerine bulguları ortaya koyabilmek için polikorik korelasyon matrisine ve temel eksenler kestirimine dayanan AFA yapılmıştır. AFA sonucunda boyut sayısını belirlemek için paralel analiz tekniğinden yararlanılmıştır. AFA çerçevesinde madde faktör yükü, açıklanan varyans oranı ve boyutluluk yakınsama indeksi incelenerek ölçeğin psikometrik özellikleri belirlenmeye çalışılmıştır.

Araştırmanın ikinci alt problemi için KDH analizi yapılarak ölçeğin nasıl bir boyut yapısına sahip olduğu ve maddelerin nasıl bir dağılım gösterdiği belirlenmiştir. Analiz yapay sinir ağı uygulamaları yapılabilen ve KDH paket uygulaması bulunduran Matlab programında yapılmıştır. KDH "n" nöron sayısı olmak üzere, nxn boyutunda, altıgen şeklinde görseller üretir. KDH bu nöronların her birinin bir boyutu ifade ettiği ve hangi maddelerin hangi boyutlarda yer aldığına dair görseller sunarak çalışmaktadır. Denetimsiz bir öğrenme modeli ile çalışan KDH her "n" değeri için eldeki veri üzerinden "nxn" olmak üzere farklı modeller ve farklı boyutlandırmalar üretebilir. Ayrıca KDH sinir ağı farklı eğitim sayılarında birbirinden farklı gruplandırmalar yapabilmektedir. Bu çalışmada da ölçeğin kuramsal alt yapısı göz önünde bulundurularak 2x2, 3x3, 4x4 şeklinde nöron değerleri denenmiş; KDH'nin sunduğu boyutlar, maddelerin boyutlara dağılımı da göz önünde bulundurularak 3x3 nöron haritalı modelin ideal olduğu belirlenmiş ve bulgular 3x3 nöronlu model üzerinden sunulmuştur.

Üçüncü alt problemde bireylerin ölçekten aldığı toplam puanların bağımlı değişken olarak ele alındığı, maddelerin ise bağımsız değişkenler olarak ele alındığı SRA analizi yapılmıştır.

Dördüncü alt problemde ise AFA, KDH ve SRA teknikleriyle elde edilen boyut sayısı ve madde dağılımları ile DFA yapılarak ortaya konulan her bir yapının uyum ve hata indeksleri karşılaştırılmıştır. DFA sürecinde kestirimler en çok olabilirlik yöntemi kullanılarak yapılmıştır.

### **Bulgular**

Analizler gerçekleştirilmeden önce ölçekteki kontrol maddeleri olan 1-31 ve 9 – 40 madde ikilileri arasındaki korelasyona bakılmıştır. Birinci ve otuz birinci madde arasındaki Pearson korelasyonuna bakıldığında “.610”, dokuzuncu ve kırkıncı maddeler arasındaki Pearson korelasyonuna bakıldığında “ .723” gibi yüzde 1 anlamlılık düzeyinde anlamlı ve örneklem büyüklüğüne bağlı olarak yüksek denilebilecek bir ilişki bulunmuştur. Alt problemlere ilişkin analizlerde kontrol maddeleri olan 31 ve 40. maddeler çıkarılmıştır.

#### *Açıklayıcı faktör analizine ilişkin bulgular*

Veri setine polikorik korelasyon değerlerine göre açıklayıcı faktör analizi uygulandıktan sonra elde edilen KMO-Bartlett Küresellik Testi Sonuçları, Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2’de verilen KMO-Bartlett Küresellik testi sonuçları verinin AFA’ya uygun olduğunu göstermiştir ve bu doğrultuda AFA’ya devam edilmiştir.

**Tablo 2.** KMO-Bartlett Küresellik Testi Sonuçları

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		.978
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	27891.0
	Df	703
	Sig	.000

Ağırlıklandırılmamış en küçük kareler (ULS) faktör çıkarma tekniğine göre elde edilen öz-değerler ve açıklanan varyans yüzdeleri Tablo 3’te sunulmuştur.

**Tablo 3.** Özdeğerler ve Açıklanan Varyans Yüzdeleri

Faktör	Öz değerler	Varyans Yüzdesi	Birikimli Varyans Yüzdesi
1	22.26430	0.58590	0.58590
2	3.56160	0.09373	0.67963
3	1.62018	0.04264	0.72227
4	0.91090	0.02397	

Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk'e (2012) göre faktör sayısına karar verilirken dikkate alınması gereken hususlardan biri varyans katkısına ilişkin yüzdelerdir ve bu yüzdelerin birinci yüzde değerinden sonra oldukça azalması durumunda faktör sayısı bir olarak belirlenebilir. Tablo 3'deki öz değerler incelenirse açıklanan varyansa birinci faktörün yüzde 58'lik bir katkısı varken ikinci öz değerlerin görece oldukça düşük bir katkısı olduğu görülmektedir. Bu sonuca dayanarak tek boyutlu bir yapı gözlemlendiği söylenebilir.

Tablo 4'de verilen faktör yükleri incelendiğinde 16. madde hariç tüm maddelerin birinci faktöre 0.50 ve üzerinde yük verdiğini, 34 ve 38. maddeler dışındaki maddelerin ikinci ve üçüncü boyutlara ilişkin yük değerlerinin birinci faktöre ilişkin yük değerlerinden daha düşük olduğu görülmektedir.

**Tablo 4.** Döndürülmemiş Faktör Yükleri Matrisi

Madde	F1	F2	F3	Ortak Varyans	Madde	F1	F2	F3	Ortak Varyans
m1	0.839	-0.227	-0.084	0.763	m20	0.840	0.232	-0.106	0.771
m2	0.819	-0.238	-0.087	0.736	m21	0.843	0.140	-0.098	0.740
m3	0.525	0.402	0.110	0.449	m22	0.766	-0.360	-0.094	0.726
m4	0.757	0.229	-0.010	0.626	m23	0.789	-0.388	-0.083	0.780
m5	0.862	-0.221	-0.020	0.792	m24	0.831	-0.190	0.035	0.727
m6	0.774	-0.344	-0.088	0.726	m25	0.841	-0.332	-0.053	0.820
m7	0.715	0.375	0.071	0.656	m26	0.776	-0.426	-0.060	0.786
m8	0.768	0.240	-0.201	0.688	m27	0.775	0.292	0.052	0.689
m9	0.739	0.276	-0.218	0.669	m28	0.728	0.305	-0.149	0.646
m10	0.760	0.260	-0.247	0.706	m29	0.831	0.204	-0.040	0.735

## Ölçek Geliştirmede Açıklayıcı Faktör Analizi, Karar Ağacı ve Yapay Sinir Ağları Sonuçlarının Karşılaştırılması

m11	0.770	-0.417	-0.032	0.767	m30	0.750	-0.269	0.008	0.635
m12	0.837	-0.133	0.064	0.723	m32	0.862	0.287	-0.012	0.826
m13	0.843	0.300	-0.016	0.801	m33	0.762	0.339	0.139	0.714
m14	0.812	0.304	0.052	0.755	m34	0.514	0.018	0.621	0.650
m15	0.538	0.351	0.036	0.414	m35	0.783	0.377	-0.013	0.755
m16	0.302	0.326	0.083	0.204	m36	0.630	-0.170	0.444	0.623
m17	0.769	-0.317	0.005	0.691	m37	0.803	-0.389	0.005	0.796
m18	0.868	-0.186	0.008	0.788	m38	0.514	-0.042	0.629	0.662
m19	0.863	0.210	-0.011	0.789	m39	0.741	-0.372	-0.026	0.688

Tablo 3 ve Tablo 4 dikkate alınarak tek boyutluluk kararını doğrulamak için paralel analiz sonuçlarından yararlanılmıştır. Tek boyut sınırlaması altında yapılan AFA sonuçlarına göre elde edilen faktör yükleri ve ortak varyanslar Tablo 5’de verilmiştir.

**Tablo 5.** Tek Faktör Sınırlamasına Göre Elde Edilen Faktör Yükleri

Madde	F1	Ortak Varyans	Madde	F1	Ortak Varyans
m1	.868	.754	m20	.843	.710
m2	.846	.715	m21	.841	.707
m3	.538	.289	m22	.798	.638
m4	.749	.561	m23	.822	.675
m5	.882	.778	m24	.830	.690
m6	.804	.647	m25	.865	.749
m7	.728	.530	m26	.821	.673
m8	.779	.607	m27	.789	.623
m9	.759	.576	m28	.738	.544
m10	.780	.609	m29	.838	.702
m11	.808	.654	m30	.760	.578
m12	.846	.716	m32	.885	.783



m13	.854	.730	m33	.780	.608
m14	.830	.689	m34	.514	.264
m15	.544	.295	m35	.806	.650
m16	.303	.092	m36	.630	.397
m17	.787	.620	m37	.824	.679
m18	.872	.760	m38	.518	.268
m19	.869	.754	m39	.770	.593

Ek olarak AFA analiz sonucunda elde edilen tek boyutluluğa yakınsama indeksleri incelenmiştir. Öncelikle .95'ten büyük olması gereken tek boyutluluk uyum indeksinin (UniCo) .971, .85'ten büyük olması gereken açıklanmış ortak varyans indeksinin (ECV) .866, .30'dan küçük olması gereken madde artık mutlak yüklerinin ortalaması indeksinin (MIREAL) değeri .284 çıkmıştır. Bu sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde testin tek boyutlu olduğu yorumu yapılabilir.

Tek boyut için hesaplanan güvenilirlik değerleri Tablo 6'da yer almaktadır.

**Tablo 6.** Mc Donald's ve Cronbach's Güvenirlik Değerleri

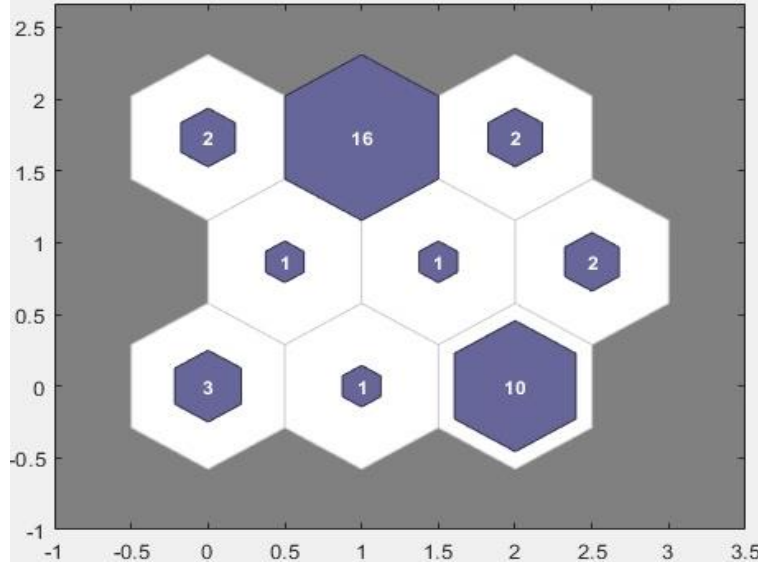
Güvenirlik	
McDonald's Omega	.979889
Standartlaştırılmış Cronbach's Alpha	.979814

Tablo 6'da da görüldüğü gibi McDonald'ın Omega ve Cronbach'ın Standartlaştırılmış Alfa güvenilirlik katsayıları yeterli yüksekliktedir.

Tablo 5 incelendiğinde testteki tüm maddelerin birinci faktöre ilişkin öz-değerlerinin oldukça yüksek olduğu ve tek boyut kararını desteklediği söylenebilir. Diğer yandan Tablo 5'e göre ortak varyans değerleri .500'ün altında olan 3, 15, 16, 34, 36, 38. maddeler çıkarılırsa tek boyutluluğu korunmuş 32 maddelik bir ölçek elde edilebileceği söylenebilir.

#### *Kendini düzenleyen haritalama analizine ilişkin bulgular*

Şekil 1'de 3x3'lük modelde her bir nöron bir boyutu temsil etmektedir ve hangi boyutta kaç madde olduğu görülmektedir. Nöron numaralandırmaları sol alttaki nöron 1. Nöron, sağ en üstteki nöron da 9. Nöron olacak şekilde yapılmaktadır.

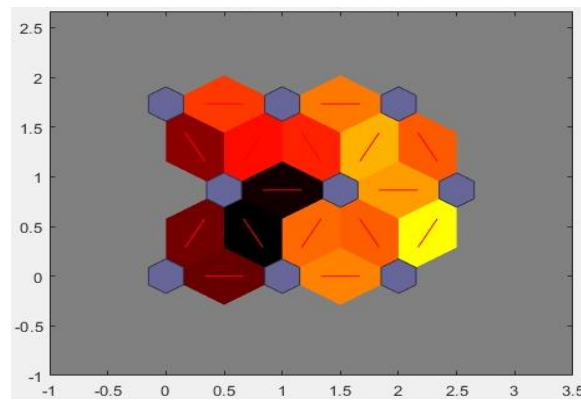


Şekil 1. KDH analizine ilişkin madde nöron dağılımı grafiği

Buna göre 1 numaralı nöronda üç madde, 2 numaralı nöronda bir madde, 3 numaralı nöronda on madde, 4 ve 5 numaralı nöronlarda birer madde, 6 ve 7 numaralı nöronlarda iki madde, 8 numaralı nöronda on altı madde ve son olarak 9 numaralı nöronda iki madde bulunmaktadır. Bir nöronun içinin tamamen renkli olması o nöronun doyduğunu göstermektedir. Bu durumda 8. Nöronun tamamen doyduğu 3. Nöronun ise doyum noktasına yakın olduğu söylenebilir. Bu durumda ölçeğin teorik altyapısı ve maddeler de göz önünde bulundurularak 1 veya 2 boyutlu bir yapı ortaya koyulabilir.

KDH yöntemi, maddeleri nöronlarda gruplandırırken çok fazla eğitilmediği takdirde nöronları boş bırakmama yönünde bir eğilim göstermektedir. Şekil 1'deki grafik incelendiğinde, maddelerin temel olarak 2 boyutta toplandığı, diğer maddelerinde tekli-ikili-üçlü şekillerde nöronlara dağıldığı gözlenmektedir. Şekil 1'deki grafik incelendiğinde, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 ve 9 numaralı nöronların doyuma ulaşmadığı görülmektedir.

Ölçeğin teorik altyapısı ve Şekil 2'deki nöronlar arası "Komşu Ağırlık Mesafeleri" incelenerek yakın boyutlardaki (nöronlar) maddeler birlikte ele alınabilir. Açıkta koyu renge doğru boyutların arasındaki mesafenin arttığı söylenebilir.



Şekil 2. KDH analizine ilişkin komşuluk grafiği

Bu durumda 3-6 ve 5-9 numaralı boyutlar arasında bir bağlantı olduğu görülebilmektedir ve bu boyutlardaki maddeler bir grup olarak ele alınabilir. Burada araştırmacının, kuramsal yapı ve uzaklıkları ele alarak bir karar vermesi gerekmektedir.

Aşağıda Şekil 3’de hangi maddenin hangi boyutta yer aldığı görülmektedir.

output1																																														
	m1	m2	m3	m4	m5	m6	m7	m8	m9	m10	m11	m12	m13	m14	m15	m16	m17	m18	m19	m20	m21	m22	m23	m24	m25	m26	m27	m28	m29	m30	m32	m33	m34	m35	m36	m37	m38	m39								
31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0				
32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
33	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	
34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
35	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
36	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
37	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
38	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0		
39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Şekil 3. KDH analizi sonucu nöronlarda yer alan maddeler

Şekil 3’de görüldüğü üzere birinci boyutta 34 - 36 - 38, ikinci boyutta 24, üçüncü boyutta 6 - 11 - 17 - 22 - 23 - 25 - 26 - 30 - 37 - 39, dördüncü boyutta 15, beşinci boyutta 5, altıncı boyutta 1 - 2, yedinci boyutta 3 - 16, sekizinci boyutta 4 - 7 - 8 - 9 - 10 - 13 - 14 - 19 - 20 - 21 - 27 - 28 - 29 - 32 - 33 - 35, dokuzuncu boyutta 12 - 18 numaralı maddeler yer almaktadır.

*Sınıflandırma ve regresyon ağacına ilişkin bulgular*

Tablo 7’de tahmin performansı değerleri verilmektedir.

**Tablo 7.** Tahmin Performansı Değerleri

	Öğrenme Verisi	Test Verisi	Geçerlik Verisi
Minimum Hata	-37.481	-45.278	-51.278
Maksimum Hata	31.667	63.333	63.333
Ortalama Hata	.252	.529	-.271
Ortalama Mutlak Hata	7.385	10.784	9.95
Standart Sapma	9.725	14.329	14.657
Lineer Korelasyon	.957	.907	.905
Birey Sayısı	396	328	84

Bağımlı değişkeni açıklama oranı olarak yorumlanan lineer korelasyon değerinin test grubunda % 90 ile iyi bir açıklayıcılığa sahip olduğu görülmektedir.

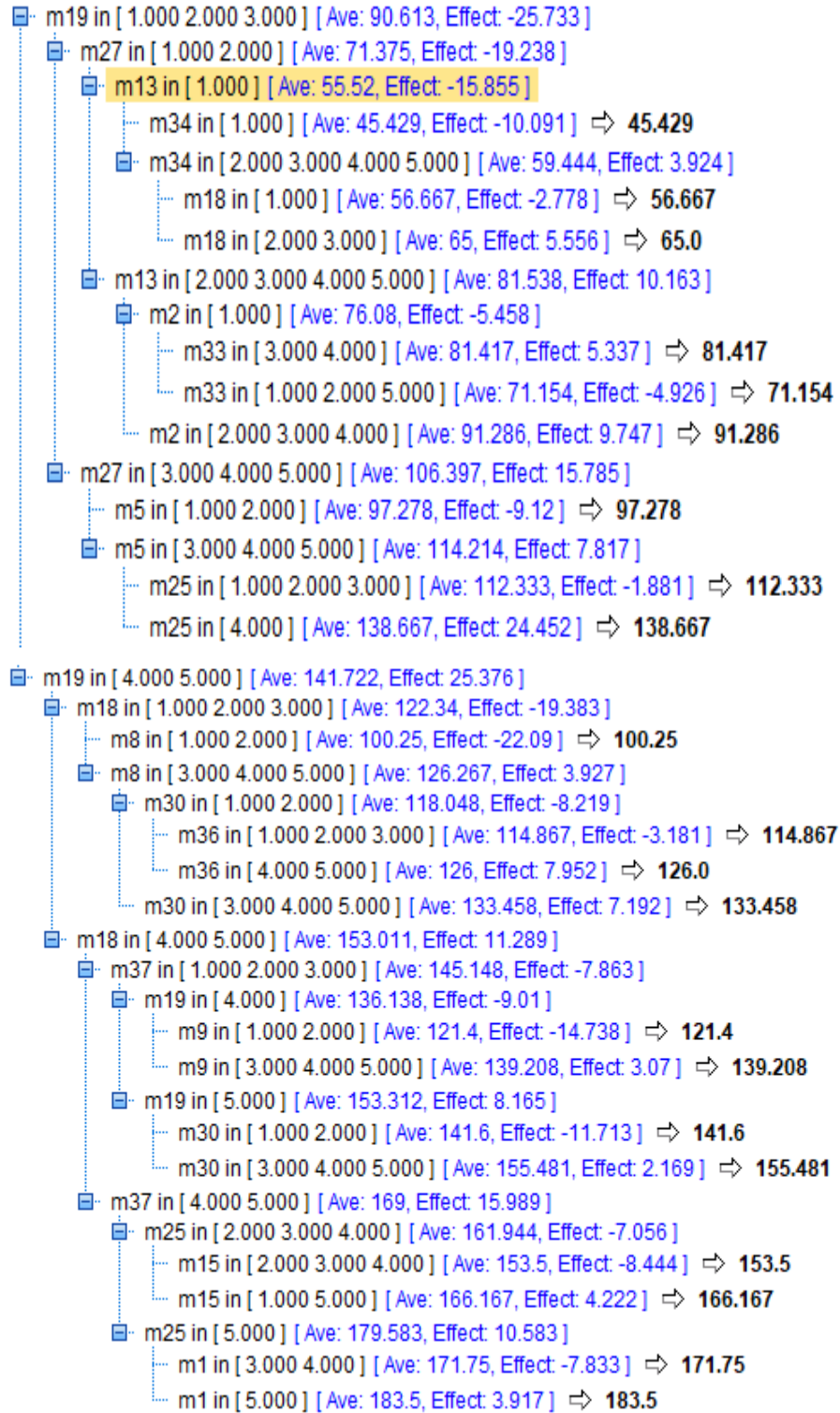
Tablo 8’de karar ağacı analizi neticesinde bağımsız değişkenlere ilişkin elde edilen tahmin edici önemler verilmektedir.

**Tablo 8.** Karar Ağacı Tahmin Edici Önem Düzeyleri

Önem Değerleri							
Madde	Önem Düzeyi	Madde	Önem Düzeyi	Madde	Önem Düzeyi	Madde	Önem Düzeyi
m1	.01	m11	.02	m21	-	m32	-
m2	.04	m12	.02	m22	.02	m33	.01
m3	-	m13	.07	m23	.02	m34	.03
m4	.02	m14	.02	m24	.02	m35	.02
m5	.05	m15	.01	m25	.01	m36	.03
m6	.02	m16	-	m26	.02	m37	0
m7	.02	m17	.02	m27	.15	m38	.02
m8	.03	m18	0	m28	.02	m39	-
m9	.01	m19	.11	m29	.02		
m10	.02	m20	-	m30	-		

Önem düzeyleri göreceli bir değerlemedir ve değişkenlere verilen değerlerin toplamı bir (1) olacak şekilde bir değerlendirme söz konusudur. Tabloya bakıldığında maddeler içerisinde en yüksek önemlilik değerine .15 ile m27 daha sonra .11 ile m19 olduğu görülmektedir. Onları .07 değeri ile m13, .05 değeri ile m5, .04 değeri ile m2, .03 değeri ile m8 – m34 – m36, .02 değeri ile m4 – m6 – m7 – m10 – m11 – m12 – m14 – m17 – m22 – m23 – m24 – m26 – m28 – m29 – m35 – m38, .01 değeri ile m1 – m9 – m15 – m25 – m33 numaralı maddeler takip etmektedir. Bunun yanında m18 ve m37’ye 0 değeri verilirken m3 – m16 – m20 – m21 – m30 – m32 ve m39’ a herhangi bir değer verilmemiştir.

Şekil 4’de karar ağacı görülmektedir.



Şekil 4. Karar Ağacı

Şekil 4’e göre regresyon ağacında m1, m2, m5, m8, m9, m13, m15, m18, m19, m25, m27, m30, m33, m34, m36, m37 numaralı maddelere yer verilmektedir.

*AFA, KDH ve SRA ile elde edilen maddelerden oluşan testlerin DFA sonuçları*

Kullanılan yöntemlerle farklı maddeler seçilerek oluşturulan ölçek yapılarından hangilerinin kabul edilebilir olduğunu tespit etmek için DFA' dan yararlanılmıştır. DFA sonucunda elde edilen uyum ve hata indeksleri Tablo 9' da verilmiştir.

**Tablo 9.** Farklı Yöntemlerden Elde Edilen DFA Uyum İndeksleri

Uyum İndeksleri	Açıklayıcı Faktör Analizi	Kendini Düzenleyen Haritalama		Karar Regresyon Ağacı	
	Polikorik korelasyon değerlerine göre tek boyut 32 madde	Tek boyut 16 madde	İki boyut 26 madde	Önem düzeyine göre seçilen maddeler tek boyut 29 madde	Ağaçtaki maddeler tek boyut 16 madde
RMSEA	.10	.12	.08	.20	.18
NFI		.97	.98	.94	.93
NNFI	.98	.97	.98	.94	.93
CFI	.98	.97	.98	.94	.94
GFI	1	.83	.84	.47	.70
AGFI	1	.78	.81	.39	.61

Uyum indeksleri içerisinde ki-kare/sd indeksine yer verilmemektedir. Çünkü ki-kare/sd örneklem büyüklüğüne duyarlı bir indekstir (Abell, Springer, Kamata, 2009) bu nedenle kurulan hiçbir modelde uygulama örnekleminin büyüklüğünden dolayı kullanışlı olmamıştır.

### **Tartışma, Sonuç ve Öneriler**

Yapılan AFA sonucu elde edilen bulgulara göre ölçek yapısı ilk etapta üç faktörlü bir yapı göstermiştir fakat Tablo 4' te görüldüğü üzere üç madde haricinde bütün maddeler ilk faktöre yüksek yük değerleri vermiştir. Burada Tablo 4 ile ölçek maddeleri birlikte incelendiğinde olumlu maddelerin tamamen birinci faktöre yüksek yük değerleri verdiği olumsuz ifadeler olarak yazılan maddelerin ikinci bir faktöre de yük verme eğilimi gösterdiği belirlenmiştir. Üçüncü faktöre ise teorik olarak tutum yapısıyla ilgisi olmayabilecek maddelerin yük verdiği görülmüştür. Sonuç olarak birinci ve ikinci faktöre yük veren maddelerin olumlu ve olumsuz maddeler olarak ayrıldığı ama yine de tutum yapısını ölçmeye yönelik maddeler olduğu görülmüştür. Buradan yola çıkılarak tek faktörle sınırlandırılarak gerçekleştirilen paralel analiz sonucunda elde edilen uyum indeksleri ve faktör yükleri ölçeğin tek boyut olarak ele alınabileceğini göstermektedir.

KDH analizinden elde edilen sonuçlarda ise maddelerin çoğunluk olarak iki nöronda toplanma eğilimi gösterdiği fakat bu nöronlardan birinin doyuma ulaştığı görülürken diğerinin ulaşmadığı görülmektedir. KDH' de de AFA' daki gibi iki boyuta ayrılmada olumlu ifadeler ile olumsuz ifadelerden oluşan maddelerin ayrıldığı görülmüştür. KDH' de ağ her eğitimden sonra farklı çıktı değerleri üretebilmektedir ve Şekil 3 incelenirse bu eğitim çıktısında olumsuz ifadelerden oluşan maddeler doymun bir faktör oluştururken olumlu ifadelerden oluşan maddeler doymamış ikinci bir faktör oluşturmuştur. Fakat ağ daha fazla

eğitilirse AFA' ya benzer sonuçlar vermesi olasıdır. Bu noktada KDH analizinden elde edilen tek boyut 16 maddeli veya iki boyut 26 maddeli yapı ile ölçeğin nihai haline karar verilebilir.

SRA tekniğinde; maddeler bağımsız değişken toplam puan bağımlı değişken olarak ele alındığında ağaç yapısına dahil edilen maddeler ile önem değeri verilen maddeler farklılaşmaktadır. Bu nedenle ölçeğin nihai haline karar verilirken önem değeri ve ağaç yapısındaki maddelere göre iki farklı form oluşturulmuştur. Önem değeri ve ağaç yapısına göre seçilen maddelerden oluşan iki form ile AFA ve KDH tekniklerine göre seçilen maddeler ile oluşan formlar arasında herhangi bir benzerlik görülmemiştir. SRA analizi sonucunda diğer teknikler de göz önüne alınarak tek boyutlu bir yapı oluşturulmuştur. Bunun nedeni karar ağacının madde önem değerini belirlerken yada ağaç yapısını oluştururken maddelerin boyut dağılımlarına yönelik bir sonuç vermemesidir

AFA, KDH ve SRA'ya göre seçilen maddeler ile farklı boyut sayısında ve farklı madde sayısında ölçek formlarına DFA uygulanmıştır. Örneklem sayısının büyüklüğünden dolayı kare/serbestlik derecesi uyum indeksi anlamlı sonuç vermemiştir. Bu nedenle karşılaştırmalar diğer indeksler üzerinden gerçekleştirilmiştir. Farklı ölçek yapılarına uygulanan doğrulayıcı faktör analizi sonuçları incelendiğinde KDH analizinden elde edilen tek ve iki boyutlu ölçek yapıları ile, polikorik korelasyon değerlerine dayalı tek boyutlu ölçek yapısının uyum indekslerinin yüksek olduğu görülebilmektedir. Karar ağacı analizinde hem önem değerlerine göre hem de ağaç yapısında yer verilen maddeler ile oluşturulan ölçek formunun doğrulayıcı faktör analizi sonucundaki uyum indeksleri değerlerinin diğer analizlere göre daha düşük olduğu görülmektedir. Bunun nedeni olarak karar ağacının madde önem değerini belirlerken ya da ağaç yapısını oluştururken maddelerin boyut dağılımlarına yönelik bir sonuç vermemesi düşünülebilir. Bu yönüyle SRA'nın yapı geçerliği analizlerinde ve ölçek geliştirmede madde seçiminde kullanışlı bir analiz olmadığı düşünülmektedir. Ölçeğin AFA sonucunda elde edilen tek boyutlu 32 maddeli yapısının GFI ve AGFI değerlerinin diğerlerinden daha yüksek olmasının doğrulayıcı faktör analizinin polikorik korelasyon değerleri ile gerçekleştirilmesi olduğu düşünülmektedir. KDH analizinden elde edilen tek boyut 16 madde ve iki boyut 26 maddeli ölçek yapısının uyum değerlerinin de çok yüksek ve birbirine yakın olması KDH'nin AFA'ya iyi bir alternatif olabileceği söylenebilir. Bu da özellikle Tezbaşaran (2016) ve Eriş Hasırcı'nın (2019) KDH'nin AFA'ya iyi bir alternatif olabileceği ile Kiang ve Kumar'ın (2001) KDH'nin, çarpık dağılımlı verilerde yapı ortaya koymada iyi bir performans gösterdiği sonuçları ile benzerlik taşımaktadır.

### **Kaynakça**

- Abell, N., Springer, D. W., Kamata, A., (2009). *Developing and validating rapid assesment instruments*. Oxford University Press, Inc..
- Grove, S. K., Burns, N., & Gray, J. R. (2012). *The practice of nursing research: Appraisal, synthesis, and generation of evidence*. 7th ed. St.Louis, MO: Elsevier.
- Büyüköztürk, Ş., Çakmak, E. K., Akgün, Ö. E., Karadeniz, Ş. ve Demirel, F. (2017). *Bilimsel araştırma yöntemleri*. Ankara: Pegem Akademi
- Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G., ve Büyüköztürk, Ş. (2012). *Sosyal bilimler için çok değişkenli istatistik: spss ve lisrel uygulamaları*. Ankara: Pegem Akademi
- Cronbach, L. J. & Meehl, P. E. (1955). Construct validity in psychological tests. *Psychological Bulletin*, 52, 281–302.
- Doğan, N. ve Başokçu, T. (2014). istatistik tutum ölçeği için uygulanan faktör analizi ve aşamalı kümeleme analizi sonuçlarının karşılaştırılması. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 1 (2), 65-71.
- Ebel, R. L. & Frisbie, D.A. (1991) *Essentials of educational measurement*. New Jersey: Prentice–Hall International, Inc.
- Eriş Hasırcı, H. M. (2019). *Öz düzenlemeli haritalar yöntemi ile elde edilen yapı geçerliği kanıtlarının faktör analizi ve kümeleme analizi ile karşılaştırılması*. Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Karlin, O., & Karlin S. (2018). Making better tests with the rasch measurement model. *InSight: A Journal of Scholarly Teaching*. 13, 76-100.
- Kiang, M. Y., & Kumar, A. (2001). An evaluation of self-organizing map networks as a robust alternative to factor analysis in data mining applications. *Information Systems Research*, 12(2), 177-194
- Krishnan, S. & Idris, N. (2018). Using partial credit model to improve the quality of an instrument. *International Journal of Evaluation and Research in Education*, 7, 4, 313-316.
- Kuo, R. J. Ho, L. M. Hu, C. M. (2002). Integration of self-organizing feature map and Kmeans algorithm for market segmentation. *Computers & Operations Research*, Volume 29, Issue 11, Pages 1475-1493
- Murphy, K.R. & Davidshofer, C. O. (1998). *Psychological testing: Principles and applications*. New Jersey: Prentice - Hall International, Inc
- Murphy, K.R. & Davidshofer, C.O. (2001). *Psychological testing principles and applications*(5th.ed.). New Jersey: Prentice Hall Inc.
- Michel P., Baumstarck K., Loundou A., Ghattas B., Auquier P. & Boyer L.(2018). Computerized adaptive testing with decision regression trees: an alternative to item response theory for quality of life measurements in multiple sclerosis. *Patient Prefer Adher*.12;1043:1053.
- Özgür, E. G. ve Doğanay Erdoğan, B. (2020). Bilgisayar uyarlamalı test (BUT) uygulamalarında regresyon ağacı yaklaşımı: Regresyon karar ağaçları ile psikometrik model kullanan standart BUT algoritmasının yapay bir veri üzerinde değerlendirilmesi. *Ankara Sağlık Bilimleri Dergisi*, 161-167. DOI: <https://www.doi.org/10.46971/ausbid.741777>



- ŖimŖek, D. (2006). *Kümeleme analizi, çok boyutlu ölçekleme, doğrulayıcı ve açıklayıcı faktör analizi ile elde edilen yapı geçerliđi kanıtlarının karşılaştırılması*. Yüksek Lisans Tezi.Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü. Ankara
- Tezbaşaran, E. (2016). *Temel bileşenler analizi ve yapay sinir ađı modellerinin ölçek geliştirme sürecinde kullanılabilirliđinin incelenmesi*. Doktora Tezi. Mersin Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü. Mersin.
- Ueno, M. & Songmuang P. (2010). *Computerized adaptive testing based on decision tree*. 2010 IEEE 10th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT); July 5–7, 2010; Sousse, Tunisia.
- Wei, S., Liu, X. & Jia, Y., (2014). Using rasch measurement to validate the instrument of students' understanding of models in science (SUMS). *International Journal of Science and Mathematics*, 12, 1067.

EKLER

Ek 1. İstatistik Tutum Ölçeği

		Ortalama	S. Sapma	Çarpıklık	Çarpıklık için S. Hata	Basıklık	Basıklık için S. Hata
M1	İstatistik, en sevdiğim derstir.	2.4913	1.17804	.301	.086	-.813	.172
M2	İstatistik çalışmak beni dinlendirir.	2.3478	1.20165	.505	.086	-.748	.172
M3	İstatistikle ilgilenen kişiler mutsuz olur.	4.1609	1.03177	-1.133	.086	.729	.172
M4	İstatistik sıkıcıdır.	3.6176	1.28418	-.618	.086	-.666	.172
M5	İstatistikle uğraşmak beni eğlendirir.	2.8502	1.28420	.038	.086	-1.074	.172
M6	Boş zamanlarımda istatistik çalışmaktan zevk alırım.	2.2005	1.14690	.576	.086	-.639	.172
M7	İstatistik insanın yaşama sevincini azaltıyor.	3.8800	1.25120	-.936	.086	-.162	.172
M8	İstatistik problemi çözmek bana yorucu gelir.	3.1757	1.32605	-.223	.086	-1.079	.172
M9	İstatistik derslerinden korkarım.	3.3725	1.32971	-.376	.086	-.997	.172
M10	İstatistik derslerinde zorlanırım.	3.1176	1.24249	-.166	.086	-.942	.172
M11	İstatistik, derslerin en güzelidir.	2.2277	1.12980	.567	.086	-.580	.172
M12	İstatistik dersine isteyerek katılırım.	3.1002	1.31660	-.146	.086	-1.061	.172
M13	İstatistikten hiç hoşlanmam.	3.7005	1.33094	-.739	.086	-.636	.172
M14	Programda istatistik derslerinin sayısı azaltılırsa mutlu olurum.	3.4752	1.33558	-.530	.086	-.849	.172
M15	İleride, istatistikle ilişkisi en az olan bir meslek seçmek isterim.	3.4418	1.34379	-.430	.086	-.974	.172
M16	İstatistik insanın çelişkili düşünmesine neden olur.	3.5359	1.22092	-.401	.086	-.805	.172
M17	İstatistik konusunda her şey ilgimi çeker.	2.5099	1.12200	.316	.086	-.718	.172

M18	İstatistik dersine isteyerek çalışırım.	2.9257	1.24135	.001	.086	-1.001	.172
M19	Mümkün olsa, istatistik yerine başka bir ders alırım.	3.2611	1.42020	-.330	.086	-1.157	.172
M20	İstatistik ödevlerini yaparken sıkılırım.	3.2859	1.30434	-.386	.086	-.915	.172
M21	İstatistik derslerine mecbur olduğum için çalışıyorum.	3.1498	1.37911	-.180	.086	-1.176	.172
M22	Boş zamanlarımda istatistik problemleri çözmek bana zevk verir.	2.3453	1.16680	.461	.086	-.762	.172
M23	İstatistik benim için vazgeçilmez bir derstir.	2.1225	1.11032	.699	.086	-.350	.172
M24	İstatistik derslerinde kendimi rahat hissedirim.	2.7327	1.22158	.133	.086	-.965	.172
M25	Diğer derslere göre, istatistiğe daha büyük bir zevkle çalışırım.	2.3614	1.21661	.507	.086	-.750	.172
M26	Bana göre, İstatistik en çekici derstir.	2.1312	1.13854	.731	.086	-.360	.172
M27	Okuldaki istatistik dersleri azaltılırsa sevinirim.	3.4394	1.32043	-.458	.086	-.882	.172
M28	İstatistik dersinden çekinirim.	3.3515	1.28579	-.375	.086	-.911	.172
M29	İstatistik dersine, sadece sınıf geçmek için çalışıyorum.	3.2599	1.36944	-.287	.086	-1.113	.172
M30	İstatistikle ilgili yayınlar ilgimi çeker.	2.5483	1.18129	.266	.086	-.856	.172
M31	İstatistik dersini hiç sevmem.	3.5891	1.37583	-.596	.086	-.901	.172
M32	İstatistik derslerine katılmak içimden gelmez.	3.5074	1.35055	-.544	.086	-.870	.172
M33	İstatistik önemli gördüğüm konuların en sonucusudur.	3.7995	1.20897	-.804	.086	-.208	.172
M34	İstatistiğin hayatta önemli olduğuna inanıyorum.	3.8428	1.15847	-.894	.086	.090	.172
M35	İstatistik dersi beni huzursuz eder.	3.6324	1.26815	-.648	.086	-.607	.172

## Ölçek Geliştirmede Açıklayıcı Faktör Analizi, Karar Ağacı ve Yapay Sinir Ağları Sonuçlarının Karşılaştırılması

M36	İstatistik insanın kendine güvenini artırır./silinebilir	3.2983	1.21592	-.287	.086	-.769	.172
M37	Dersler arasında en çok istatistikten hoşlanırım.	2.2463	1.11872	.542	.086	-.599	.172
M38	İstatistik insanı bilimsel düşünmeye yöneltir.	3.9109	1.07327	-.937	.086	.394	.172
M39	Sürekli istatistik çalışsam bıkmam.	2.1832	1.16373	.637	.086	-.556	.172
M40	İstatistik derslerinden korkarım.	3.4975	1.28570	-.517	.086	-.756	.172