TC.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI

TERCİH VERİ MODELLERİNDE ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME

Doktora Tezi

HANDE KANDUR

İstanbul, 2018

TC.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI

TERCİH VERİ MODELLERİNDE ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME

Doktora Tezi

HANDE KANDUR

Danışmanı PROF. DR. DİLEK ALTAŞ

İstanbul, 2018

MARMARA ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

TEZ ONAY BELGESİ

EKONOMETRİ Anabilim Dalı İSTATİSTİK Bilim Dalı DOKTORA öğrencisi Hande Kandur'nın TERCİH VERİ MODELLERİNDE ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME adlı tez çalışması, Enstitümüz Yönetim Kurulunun 19.07.2018 tarih ve 2018-20/19 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından oy birliği / ~~oy çokluğu~~ ile Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi 28/8/2018

Öğretim Üyesi Adı Soyadı			**İmzası**
1.	Tez Danışmanı	Prof. Dr. DİLEK ALTAŞ	
2.	Jüri Üyesi	Prof. Dr. İ.ESEN YILDIRIM	
3.	Jüri Üyesi	Prof. Dr. ADİL OĞUZHAN	
4.	Jüri Üyesi	Prof. Dr. AYŞE OĞUZLAR	
5.	Jüri Üyesi	Prof. Dr. ŞAHAMET BÜLBÜL	

ÖZET

Kişilerin algılarını ve tercihlerini anlamak, psikolojik araştırmaların birçok alanının temel hedefleri arasında yer almaktadır. Ölçekleme teknikleri, önceden belirlenmiş uyarıcılara karşı kişilerin tutum, algı ve tercihleri gibi farklı psikolojik yönlerini ölçmek için kullanılmaktadır.

Çok Boyutlu Ölçekleme teknikleri, uyarıcılar arasındaki psikolojik uzaklıklar hakkındaki bilgiyi kullanarak, çok boyutlu uzayda uyarıcıların algısal haritasını çıkartan istatistiksel tekniklerdir. Algıların yanında, çalışmanın esas kısmını oluşturan kişilerin tercihlerinin analizi ile de sıklıkla ilgilenilmekte ve uyarıcılara ilişkin tercihlerin konumlandırılması için Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nin özel bir hali olan Unfolding (Açılım) Analizi'nden yararlanılmaktadır. Girdi verisi olarak iki farklı nesne seti (kişiler ve uyarıcılar) arasındaki yakınlıkları ele alan Unfolding Analizi, kişilerin ve uyarıcıların düşük boyutlu bir uzayda birlikte gösterimini sunmaktadır.

Yukarıda bahsedilenler çerçevesinde, çok boyutlu modellerle temsil edilip ölçülebilen ve algılanan tutum ilişkileri ve tercih verileri analiz edilmiştir. Ülkemizde amatör olarak koşu sporuyla ilgilenen kişiler üzerinden elde edilen verilere Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi ile birlikte metrik olmayan Unfolding Analizi uygulanmış ve koşucular ile yarış türleri iki boyutlu tercih uzayında birlikte gösterilmiştir. Metrik olmayan Unfolding Analizi genellikle dejenere çözümlere yol açmaktadır. Bunun yanında kararlı Unfolding konfigürasyonlarının elde edilmesi sonuçların niteliği açısından önemlidir. Dejenerasyondan kaçınmak ve kararlı çözümler elde etmek için, cezalı metrik olmayan Unfolding Analizi ve Bootstrap yaklaşımı eş zamanlı olarak uygulanmıştır.

Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi ile yarış türlerine ilişkin benzerliklerin algısal haritası elde edilirken, Unfolding Analizi ile koşucuların tercihlerini optimal şekilde temsil eden bir tercih haritası elde edilmiş ve doğal olarak gruplanmış potansiyel alt segment koşucular belirlenmiştir. Direkt benzerlik verilerinin analizinden elde edilen uyarıcı konfigürasyonunun sadece tercih verisinden elde edilen uyarıcı konfigürasyonu ile uyuşmadığı ortaya konulmuştur. Bununla birlikte,

algısal boyutların göreli öneminin tercih bağlamında değiştiği bulunmuştur. Sonuç olarak kişiler, algıları ve tercihleri belirlerken farklı kriterler kullanmışlardır. Elde edilen bu sonuç tercih ve benzerlikleri yargılama sürecinin altında yatan anlamın farklı olduğu düşüncesini desteklemektedir.

Anahtar Kelimeler: Tercih verisi, Çok Boyutlu Ölçekleme Teknikleri, Unfolding Analizi

ABSTRACT

Understanding people's perceptions and preferences is one of the main objectives of many areas of psychological research. Scaling techniques are used to measure different psychological aspects such as attitudes, perceptions and preferences of people against pre-determined stimuli.

Multidimensional scaling techniques are statistical techniques that derive the perceptual map of stimuli using information about psychological distances between stimuli. Beside the perceptions, it is often dealt with by the analysis of the preferences of the people who make up the main part of the work. Multidimensional Unfolding Analysis, a special case of Multidimensional Scaling Analysis, is utilized to locate preferences for stimuli. Unfolding Analysis, which deals with the proximities between two sets of objects (persons and stimuli) as input data, presents a low dimensional space representation of both persons and stimuli.

In the framework of the above mentioned, the attitude relations and preference analyzes that can be represented and measured in multidimensional models are analyzed. Multidimensional Scaling Analysis and nonmetric Unfolding Analysis have been applied to the data obtained from people who are interested in running sports as amateurs in our country. As a result of the Nonmetric Unfolding Analysis, a preference-based joint space of runners and race types has been achieved.

Nonmetric Unfolding Analysis often leads to degenerate solutions. Also, the stability of Unfolding configurations is important for the quality of results. In order to avoid degeneration and obtain stable solutions, penalized nonmetric Unfolding analysis and Bootstrapped approach were applied simultaneously. Multidimensional Scaling Analysis was used to derive a perceptual map of similarities between race types. With the Unfolding Analysis, a preference map that optimally represents the preferences of the runners was obtained and naturally grouped potential sub-segment runners were identified.

It has been shown that the stimulus configuration obtained from the analysis of direct similarity data does not match the stimulus configuration obtained from the

preference data only. However, perceptual dimensions have been found to vary in the context of preference. As a result, people used different criteria when determining their perceptions and preferences. This result supports the idea that preferences and similarities are different in the meaning underlying the judging process.

Keywords: Preference data, Multidimensional Scaling Techniques, Unfolding Analysis

İÇİNDEKİLER

Sayfa No.:

TABLO LİSTESİ…… I
ŞEKİL LİSTESİ……. III
KISALTMALAR…… IV
GİRİŞ…….. 1

BİRİNCİ BÖLÜM
ÖLÇEKLEME TEORİSİ VE TEKNİKLERİ

1.1 ÖLÇEKLEME KAVRAMI…… 4
1.2 KİŞİLERİ VE UYARICILARI ÖLÇEKLEMEK……..... 5
1.3.ÖLÇEKLEME TEKNİKLERİ…….. 8
1.3.1. Yargıcı Kararlarına Dayalı Ölçekleme Teknikleri…….. 8
1.3.1.1.Sıralama Yargıları……. 8
1.3.1.2.İkili Karşılaştırma Tekniği…… 9
1.3.1.3.Sabit Toplam Yargıları……. 10
1.3.1.4.Q-Tekniği……. 11
1.3.2. Tepki Yaklaşımına Dayalı Ölçekleme Teknikleri…… 11
1.3.2.1.Likert Ölçeği…….. 11
1.3.2.2.Thurstone Eşit Görünen Aralıklar Ölçeği…….. 12
1.3.2.3.Semantik Farklılıklar Ölçeği……. 12
1.3.2.4.Stapel Ölçeği……. 13
1.4.TEK BOYUTLU ÖLÇEKLEME…….. 13

İKİNCİ BÖLÜM
ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİ VE ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEMENİN ARAŞTIRMA TASARIMI

2.1.ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİNİN TARİHSEL GELİŞİMİ… 16
2.2.ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİNDE TEMEL KAVRAMLAR... 19
2.3.ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİNDE KULLANILAN VERİ TÜRÜ..... 26
2.4.ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZ TÜRLERİ…… 29
2.4.1. Metrik (Klasik) Çok Boyutlu Ölçekleme……. 30
2.4.2. Metrik Olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme…… 33

2.5.ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZ SONUÇLARININ
DEĞERLENDİRİLMESİ VE SMACOF ALGORİTMASI…….. 36
2.6.ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEMENİN ARAŞTIRMA TASARIMI…….. 39
2.6.1. Nitelik Bazlı Yaklaşım…… 43
2.6.2. Nitelik Bazlı Olmayan Yaklaşım……...… 45
2.6.3. Benzerlik ve Tercih Verisi…… 45

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
ÇOK BOYUTLU UNFOLDING TEORİSİ

3.1 TEMEL KAVRAMLAR……. 48
3.2 ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİ İLE ÇOK BOYUTLU
UNFOLDING ARASINDAKİ İLİŞKİ…… 52
3.3 TEK BOYUTLU UNFOLDING…….. 53
3.4 ÇOK BOYUTLU UNFOLDING……. 61
3.4.1. Koşullu ve Koşulsuz Unfolding…….. 64
3.4.2. Metrik ve Metrik Olmayan Çok Boyutlu Unfolding…….. 65
3.4.3. İçsel ve Dışsal Unfolding…… 67
3.4.4. Özel Unfolding Modelleri…… 71
3.4.4.1.Vektör Model……. 75
3.4.4.2.Basit Unfolding Model……... 77
3.4.4.3.Ağırlıklandırılmış Unfolding Model…….. 79
3.4.4.4.Genel Unfolding Model……. 81
3.5. UNFOLDING ANALİZİ'NDE BOYUTSALLIK……. 81
3.6. UNFOLDING ANALİZİ'NDE DEJENERESYON PROBLEMİ…….. 86
3.7. UNFOLDING ANALİZİ'NDE DEJENERASYON PROBLEMİNİ
ÖNLEMEK İÇİN KULLANILAN YAKLAŞIMLAR…….. 91
3.8. UNFOLDING ANALİZİ'NDE SONUÇLARIN KARARLILIĞI VE
BOOTSTRAP YAKLAŞIMI……. 94
3.9. UNFOLDING ANALİZİNİN DİĞER ÇOK DEĞİŞKENLİ ANALİZ
TEKNİKLERİ İLE İLİŞKİSİ…… 99

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

KOŞUCULARIN YARIŞ TERCİHLERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

4.1.ARAŞTIRMANIN KONUSU…….. 105
4.2.LİTERATÜR ÖZETİ…… 109
4.3.ARAŞTIRMANIN AMACI……. 111
4.4.ARAŞTIRMANIN KAPSAMI…… 112
4.5.KATILIMCILARIN SOSYODEMOGRAFİK ÖZELLİKLERİNE İLİŞKİN FREKANS DAĞILIMLARI……. 114
4.6.ANALİZ VE BULGULAR…… 123
4.6.1. Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi Bulguları (Smacof)…….. 123
4.6.2. Unfolding Analizi Bulguları (Prefscal ve Smacof)……. 130

SONUÇ…….. 147

EKLER…….. 149

KAYNAKÇA…… 158

TABLO LİSTESİ

Sayfa No.

Tablo 1	**:**	Ölçüm Verisinin Özellikleri……...	21
Tablo 2	**:**	Ölçüm Modellerinin Özellikleri…….	22
Tablo 3	**:**	Coombs'un Veri Sınıflandırması……...	28
Tablo 4	**:**	Tercih Sıralamalarına İlişkin Bir Örnek…….	58
Tablo 5	**:**	J Ölçeği İçin Tercih Sıralamaları……	60
Tablo 6	**:**	İçsel ve Dışsal Tercih Analizi Arasındaki Temel Farklılıklara Genel Bakış…….	70
Tablo 7	**:**	D Boyutta N Nesne Tarafından Oluşturulan Sıralamaların Maksimum Sayısı……..	85
Tablo 8	**:**	Katılımcıların Sosyodemografik Özelliklerine İlişkin Özet Tablo…….	114
Tablo 9	**:**	Katılımcıların Koşu Geçmişi ve Alışkanlıklarına İlişkin Frekans Dağılımları……...	115
Tablo 10	**:**	Koşmak İçin Tercih Edilen Yerlere İlişkin Frekans Dağılımları……...	116
Tablo 11	**:**	Cinsiyete Göre Koşmak İçin Tercih Edilen Yerlere İlişkin Frekans Dağılımları……...	117
Tablo 12	**:**	Katılımcıların Koşucu Profiline İlişkin Frekans Dağılımı……	117
Tablo 13	**:**	Katılımcıların Bugüne Kadar Koştukları Yarış Mesafelerine İlişkin Frekans Dağılımları……..	118
Tablo 14	**:**	Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Frekans Dağılımları……..	118

Tablo 15 : Cinsiyete Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Frekans Dağılımları…… 119

Tablo 16 : Koşucu Profillerine Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Frekans Dağılımları……. 120

Tablo 17 : Yarışların Tercih Edilme Oranlarına İlişkin Dağılım ……..122

Tablo 18 : Yarış Türleri Arasındaki Ortalama Farklılıklar Matrisi……...124

Tablo 19 : 1000 Bootstrap Örneğine Dayalı Farklı Ceza Değerleri İçin Göreceli Ortalama Hata Karesi……..132

Tablo 20 : PREFSCAL Analiz Sonuçları…….....133

Tablo 21 : Yarış Türlerine İlişkin Niteliklerin Ortalama Puanları…….138

Tablo 22 : Nitelikler İle Vektör İzdüşümleri Arasıdaki Maksimum Korelasyon ve R^2……..139

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No.

Şekil 1	**:**	Çok Boyutlu Ölçeklemede Kullanılan Girdi Matrisleri……..	23
Şekil 2	**:**	Çok Boyutlu Ölçekleme Analizinin Çıktı Matrisi……	32
Şekil 3	**:**	Haritalama Metodları Oluşturmak İçin Temel Yaklaşımlar……	40
Şekil 4	**:**	Uyarıcılar ve Bir Kişinin Ortak Dağılım Örneği……	54
Şekil 5	**:**	İki Kişiye Ait Tercih Sıralamalarının Açılımı……	58
Şekil 6	**:**	Dört Uyarıcının Aralıklarla Birlikte *J* Ölçeği Üzerinde Gösterilmesi…….	59
Şekil 7	**:**	Yakınlık Matrisinin Şematik Görüntüsü…….	63
Şekil 8	**:**	Tercih Verisinin Alternatif Matris Formları…….	64
Şekil 9	**:**	İçsel ve Dışsal Unfolding Karşılaştırması……	68
Şekil 10	**:**	İdeal Nokta ve Vektör Modeli……..	72
Şekil 11	**:**	İdeal Nokta ve Vektör Uzayında Uzaklıklar…….	73
Şekil 12	**:**	Vektör Modelde Uyarıcıların ve Tercihlerin Birlikte Gösterilmesi…….	74
Şekil 13	**:**	İki Boyutta Vektör Modelin Gösterilmesi……	76
Şekil 14	**:**	İdeal Nokta Modelinde Uyarıcıların ve Tercihlerin Birlikte Gösterilmesi…….	78
Şekil 15	**:**	İki Boyutta Basit Unfolding Modelin Gösterimi……..	79
Şekil 16	**:**	İki Boyutta Ağırlıklandırılmış Unfolding Modelin Gösterimi……...	80
Şekil 17	**:**	İki Uyarıcı Noktası İçin Orta Nokta ve Bölgeler……	82

Şekil 18 : İki Boyutta Üç Nokta İçin Sınır Hiperdüzlemler……. 83

Şekil 19 : Tipik Unfolding Dejenerasyon Şekilleri…….. 87

Şekil 20 : Cinsiyete Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Grafik…… 120

Şekil 21 : Koşucu Profillerine Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Grafik……. 121

Şekil 22 : Yarışların Tercih Sırasına İlişkin Grafik……. 122

Şekil 23 : Orijinal Uzaklıklar ile Konfigürasyon Uzaklıklarının Shepard Diagramı ……. 125

Şekil 24 : Permütasyon Histogramı ve Kümülatif Dağılım Fonksiyonu (ÇBÖ)…….. 127

Şekil 25 : Nokta Başına Stress Çizelgesi……..... 128

Şekil 26 : Yarış Türlerinin Ortak Uzay Haritası (Smacof)……. 129

Şekil 27 : Unfolding İçin Kümülatif Dağılım Fonksiyon Grafiği….. 135

Şekil 28 : Unfolding İçin Nokta Başına Stress Çizelgesi ve Baloncuk Grafiği……. 136

Şekil 29 : Unfolding Uzayı (Prefscal) …… 137

Şekil 30 : Yarış Türleri ve Nitelik Vektörleri (Profit)…… 140

Şekil 31 : Cinsiyete Göre Unfolding Uzayı…… 142

Şekil 32 : Yaş Gruplarına Göre Unfolding Uzayı……. 143

Şekil 33 : Koşucuların Koşmayı Tercih Ettikleri Yerlere Göre Unfolding Uzayı……. 144

Şekil 34 : Koşucu Profiline Göre Unfolding Uzayı…… 145

Şekil 35 : Cinsiyet ve Yaş Değişkenlerine Göre Unfolding Uzayı…. 146

KISALTMALAR

ÇBÖ Çok Boyutlu Ölçekleme

ÇBU Çok Boyutlu Unfolding

MDPREF İçsel Tercih Analizi

PREFMAP Dışsal Tercih Analizi

PREFSCAL Çok Boyutlu Unfolding

SMACOF Karmaşık Fonksiyonların Optimizasyonu İle Ölçekleme

s. Sayfa Numarası

TBA Temel Bileşenler Analizi

VIPSCAL Hibrid Vektör İdeal Nokta Modeli

LINMAP Çok Boyutlu Tercih Analizine Yönelik Doğrusal Programlama Tekniği

GİRİŞ

Psikolojik ölçekleme, bireydeki duyusal değerler, tutumlar, eğilimler ve kişisel tercihler gibi psikolojik yapıların ölçülmesi için kullanılan analiz ve yöntemleri içermektedir. Çok Boyutlu Ölçekleme, kişilerin algısal uzay boyutlarını ortaya koymaya olanak veren ve Çok Değişkenli Analiz teknikleri arasında sıklıkla kullanılan istatistiksel yöntemlerden biridir. Analizin çıktısı genellikle nesnelerin noktalarla temsil edildiği uzaysal gösterim şeklindedir (Bakker ve Poole, 2013).

Kullanılan veri türü ölçekleme metodları arasındaki farkı belirleyen önemli bir unsurdur ve Çok Boyutlu Ölçekleme modellerinde en çok karşılaşılan veri tek yönlü-iki modlu veridir. Bu veriler benzerlik, benzemezlik veya diğer yakınlık verileri şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemi çoğunlukla benzerliklere ilişkin algıların analizini yapmakta, yani esasen bir benzerlik problemi olarak ele alınmaktadır.

Benzerlik verisi uyarıcıların birbirine ne kadar benzeyip ne kadar benzemediğini ölçmekte ancak tercihlerin kendisi hakkında bir bilgi vermemektedir. Bunun yanında tercih ve benzerlikleri yargılama sürecinin altında yatan anlam aynı değildir. Uyarıcı benzerliklerine karar verirken kişiler için neyin önemli olduğu ile, o uyarıcıyı tercih ederken neyin önemli olduğu arasında fark vardır. Bu sebeple tercih sıralamasına ilişkin verilerin analizi son yıllarda giderek önem kazanmakta ve klasik yöntemden farklı olarak tercih verilerinin analizi için Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nin bir uzantısı olan Unfolding Analizi kullanılmaktadır (Johnson, 1998). Unfolding Analizi, kişilerin uyarıcılar için belirttiği tercihleri kullanarak, hem kişilerin hem de uyarıcıların düşük boyutlu bir geometrik uzayda konumunu belirlemektedir (Curini, 2009, s.4).

Bu çalışmanın amacı; yukarıda önemi vurgulanan tercih verilerinin analizi için kullanılan Unfolding yöntemini detaylı olarak açıklamak ve daha sonra da koşucuların yarış tercihlerine ilişkin elde edilen verilerle dejenere olmayan ve kararlı Unfolding çözümleri elde etmek; ayrıca koşucuların algıları ve tercihleri belirlerken

kullandıkları boyutlar arasında fark olup olmadığını belirlemek ve eğer bir fark var ise hangi boyutlardan kaynaklandığını ortaya koymaktır.

Çalışmanın birinci bölümünde, öncelikle ölçekleme kavramından bahsedilmiştir. Ardından ölçeklemede kullanılan başlıca teknikler incelenmiştir. Son olarak; tek boyutlu ölçekleme tekniği kısaca açıklanmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde, Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi ile ilgili temel kavramlar açıklanmıştır. Ardından Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nde kullanılan veri ve analiz türlerinden ayrıntılı olarak bahsedilmiştir. Daha sonra Çok Boyutlu Ölçekleme analiz sonuçlarının nasıl değerlendirilmesi gerektiği ve Smacof algotirması incelenmiştir. Son olarak Çok Boyutlu Ölçekleme teknikleri, haritalama metodları çerçevesinde incelenmiş ve algısal haritalama ile tercih haritalaması hakkında bilgi verilmiştir.

Üçüncü bölümde çalışmanın esas konusu olan Unfolding Analizi ile ilgili temel kavramlardan bahsedilmiştir. Daha sonra Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi ile Unfolding Analizi arasındaki benzerlik ve farklar ayrıntılı bir şekilde incelenmiştir. Ardından tek boyutlu Unfolding Analizi hakkında bilgi verildikten sonra Çok Boyutlu Unfolding Analizi'ne geçiş yapılmış ve Çok Boyutlu Unfolding Analizi'nin çeşitli formları incelenmiştir. Sonrasında Unfolding Analizi'nde boyut sayısına nasıl karar verilmesi gerektiğiyle ilgili kullanılan çeşitli yöntemlerden kısaca bahsedilmiştir. Unfolding Analizi'nde sıklıkla karşılaşılan dejenerasyon problemi ayrıntılı bir şekilde ele alınmış ve bu problemi çözmek için kullanılan yöntemler hakkında bilgi verilmiştir. Daha sonra, Unfolding Analizi'nde kararlı çözümler elde etmek için geliştirilen yöntemlerden bahsedilmiştir. Son olarak Unfolding Analizi'nin diğer çok değişkenli analiz teknikleri ile ilişkisi incelenmiştir.

Son yıllarda, aktif yaşamın sağladığı olumlu yöndeki faydalar ve bu anlamda kişilerde oluşan bilinç, sportif aktivitelerin gittikçe yaygın ve görünür hale gelmesine sebep olmuştur. Sportif aktiviteler arasında yer alan koşu sporu ile ilgilenen kişi sayısı gün geçtikte artış göstermekte ve bu ilginin artmasıyla birlikte ülkemizde düzenlenen koşu yarışlarının sayısı da çoğalmaktadır.

Koşunun popüleritesinin artması, koşu üzerine dünyada çeşitli araştırmaların yapılmasına sebep olmuştur. Yapılan literatür taraması sonucunda dünyada yapılan çalışmalar genellikle koşmanın psikolojik ve fizyolojik faydaları üzerine odaklanırken, ülkemizde yapılan çalışmalar ise koşu sporunu çoğunlukla sportif rekreasyon aktiviteleri kapsamında incelemiştir. Sonuç olarak gerek ülkemizde gerekse dünyada koşu yarışlarına ilişkin algıların veya tercihlerin analizi hakkında herhangi bir kapsamlı çalışmanın yapılmadığı belirlenmiştir.

Literatürde yapılan çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada; özellikle pazarlama araştırmaları açısından bakıldığında, algıların yanında tercihlerin de bilinmesinin önemi göz önünde bulundurularak koşucuların yarış tercihleri Unfolding Analizi ile incelenmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

ÖLÇEKLEME TEORİSİ VE MODELLERİ

1.1. ÖLÇEKLEME KAVRAMI

Ölçekleme kavramı, ilk olarak psikolojinin bir alt dalı olan psikofizikte karşımıza çıkmaktadır. Psikofizik terimi yaklaşık bir buçuk yüzyıl önce Fechner (1860) tarafından bulunmuştur. Fechner psikofiziği "Fiziksel ve psikolojik dünyaların maddi ve zihinsel açıdan tam bir teorisi" şeklinde tanımlamıştır. Fechner daha çok algısal psikofizik ile ilgili yaptığı çalışmalarla bilinmektedir. Bunun ötesinde psikofiziğin, sinirsel olaylar ve zihinsel olaylar arasındaki ilişkiyi ele alan "iç psikofizik" ve dış uyarıcılar ve zihinsel olaylar arasındaki ilişkiyi değerlendiren "dış psikofizik" olmak üzere iki alanda ele alınması gerektiğini savunmuştur. Modern tabirle psikofizik alanı, Fechner'in dış psikofiziğine karşılık gelmektedir; özellikle psikofizik, dışsal fiziksel uyarıcılarla ortaya çıkan duyumlar ve algılamalar arasındaki ilişkiyi belirtmektedir. Psikofiziksel ölçekleme zihinsel olayların, özellikle de duyumların ve algıların nicelleştirilmesi sürecini ifade etmektedir (Marks ve Gescheider, 2002, s.91). Kısaca psikofizik, ölçülmek istenen fiziksel uyarıcının kişide oluşturduğu etkiyi araştırmaktadır.

Ölçeklemenin temel amacı, birbirinin değerlerine göre veya ölçeğin belirlediği veya kabul ettiği bazı rasgele veya mutlak değerlere göre bir anlam sergileyen bir dizi puan üretmektir (Golledge ve Rushton, 1972, s.1) Ölçekleme, değişkenleri kaydetme ve ölçme sürecidir. Ölçeklemenin amacının belirli kurallara göre sayı ve değer atamak olduğu söylenebilir ve ölçekleme prosedürleri bu türden çeşitli kurallar gerektirmektedir. Ölçeklemenin ana amacı, kişilerin verdiği cevaplar ve nesnel olarak tanımlanabilen uyarıcılar arasındaki ilişkiyi incelemektir. Elde edilen verilere denklemler veya formüller uygulayarak ölçeklendirme yapılır. Sadece uyarıcıları ölçeklemek için kullanılan formüllerin yanı sıra, amaç uyarıcılar arasındaki tercihleri belirtmek olduğunda seçim davranışı gibi davranış teorilerini de temsil etmektedir. Böylelikle ölçeklemenin bir diğer amacı psikolojik modelleme olarak karşımıza çıkmaktadır. Kısaca, ölçekleme, verilerin analizine belirli bir

modelin/denklemin uygulanmasını içermektedir. Herhangi bir ölçekleme modelinin sonucu kişilerin veya uyarıcıların bulunduğu bir süreklilik olarak karşımıza çıkmaktadır (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.391).

McIver ve Carmines (1981) ölçekleme metodlarının birbiri ile ilişkili üç farklı amaca hizmet ettiğini ortaya koymuştur. Birincisi, ölçekleme analizi hipotez testi amacını yerine getirmektedir. İkincisi, ölçekleme yoluyla veri yapısı basitçe tanımlanmakta, böylece elde edilen bir dizi gözlemin altında yatan gizli boyutlar ortaya çıkartılmaktadır, yani keşif (açıklayıcı) amaçlıdır. Yukarıda bahsedilen ölçeklendirmenin üçüncü amacı ise kişilere puanlar verilebilecek tek boyutlu bir ölçek geliştirmektir.

1.2. KİŞİLERİ VE UYARICILARI ÖLÇEKLEMEK

Ölçekleme prosedürlerini uygulamak için temelde iki ana neden bulunmaktadır; uyarıcıları ölçeklemek ve kişileri ölçeklemek. Uyarıcılar, genellikle araştırmacı tarafından bir konu ile ilgili bazı cevapları ortaya çıkarmak için kişiye sunulan “şey”dir. Bu nedenlerden yola çıkarak ölçekleme metodları iki ana grupta ele alınmaktadır. Birinci grupta "uyarıcı merkezli yaklaşım" ya da “yargı yaklaşımı” olarak bilinen, uyarıcıların ölçeklenmesi için kullanılan yöntemler bulunmaktadır. İkinci grupta ise, “denek tepkilerine dayanan” veya kısaca "tepki yaklaşımı" olarak bilinen kişilerin ölçeklenmesi için kullanılan yöntemler yer almaktadır (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.393).

Amaç uyarıcıları ölçeklemek (yargı yaklaşımı) olduğunda, kişilere uyarıcılardan oluşan bir liste sunulmakta ve bir dizi kişiden bu uyarıcıları değerlendirmeleri istenmektedir. Yani, uyarıcılar değişirken kişiler sabit kalmaktadır. Uyarıcıları ölçekleme, uzmanların veya değerlendiricilerin kullanılmasını içermektedir. Bir veya daha fazla değerlendiricinin yanıtlarına dayalı olarak farklı uyarıcılara sayısal değer atanmaktadır. Uyarıcılar hakkında toplanan bu cevaplar ve veriler, uyarıcılar arasındaki farklılıkları gösteren bir ölçek oluşturmamıza izin vermektedir. Her uyarıcıya atanan değer, bu uyarıcının, incelenen psikolojik özellik

üzerindeki önemini göstermektedir. Özetle, uyarıcıları ölçeklemenin amacı, uyarıcıların algılanan özelliklerini belirlemektir (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.393).

Amaç kişileri ölçeklemek (tepki yaklaşımı) olduğunda ise, bir örnekteki tüm kişiler aynı uyarıcı grubuna (aynı sorulara) cevap vermekte ve elde edilen ölçek puanlarından ortaya çıkan farklılıklar cevaplayıcılar arasındaki gerçek farkları yansıtmaktadır. Uyarıcıların tüm kişiler tarafından aynı değerlendirildiği varsayılmaktadır. Kısaca, kişiler değişirken uyarıcılar sabit kalmaktadır (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.393). Bu yaklaşımda her bir kişi, verilen uyarıcıya ilişkin kendi tepkisini belirten bir denek konumundadır. Burada deneğin rolü uyarıcıların ölçekleme boyutundaki yerini tarafsız bir biçimde tayin etmek degil, her uyarıcının ölçekleme boyutundaki yerini kendi konumuna göre belirlemektir. Bu durum denek tepkilerine ve yargıcı kararlarına dayalı yaklaşımlar arasındaki farklılığı teşkil etmektedir (Kan, 2008, s.4). Kısaca, kişiler ölçeklendiğinde, bir grup kişinin bazı özelliklere göre farklılıkları incelenmektedir. Bu durumda, ifadeler veya uyarıcılar örneklemdeki her bir kişi için bir puan vermek üzere birleştirilmektedir (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.393).

Özetle yargı yaklaşımında, kişilerin uyarıcılara verdikleri tepkilerin sistematik değişimi, uyarıcılar arasındaki farklılıklara atıfta bulunmaktadır. Yani burada yalnızca uyarıcılara ölçek değerleri atanmıştır ve amaç uyarıcıları ölçeklemektir. Tepki yaklaşımda ise kişilerin uyarıcılara verdikleri tepkilerin sistematik değişimi, kişilerin bireysel farklılıklarına atıfta bulunmaktadır. Yani burada yalnızca kişilere ölçek değerleri atanmıştır ve amaç kişileri ölçeklemektir (Torgerson, 1958, s.46).

Uyarıcıların ölçeklenmesiyle ilişkili olan psikolojik ölçme alanının psikofizik olduğundan bahsedilmişti. Bu alanda, uyarıcının fiziksel ağırlığı ile uyarıcının kişinin algısı üzerindeki psikolojik etkileri arasındaki ilişkinin incelenmesi şeklinde bir örnek vermek mümkündür. Diyelim ki, beş kilo ve on kilo ağırlığındaki iki nesneyi karşılaştırmamız istendi. İkinci nesnenin daha ağır olduğunu söylememiz kaçınılmazdır. Ancak, on kilo ağırlığındaki nesneyi elimizde tuttuğumuzu ve biz nesneyi tutarken üzerine yarım kiloluk ağırlıklar eklendiğini düşünelim. Ağırlıktaki

değişimi ne zaman farkedecek veya algılayacağız? Fiziksel olarak on kilo onbuçuk kilo kadar ağır değildir, ancak psikolojik açıdan, farkı algılıyor muyuz? Ölçeklemenin nedenlerinden biri, algıda belirgin bir farklılık yaratmak için yeterli yarım kiloluk ağırlıkların eklenip eklenmediğini belirlemektir (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.394).

Kişilerin ve uyarıcıların ölçeklenmesi için cevaplayıcılardan elde edilen farklı yanıt türleri bulunmaktadır ve bu yanıt türleri için farklı ölçekleme modelleri kullanılmaktadır (Nunnally, 1970, s.161). Cevaplayıcılardan, uyarıcılar veya diğer kişiler hakkında mutlak değerlendirmeler veya kategorik yargılarda bulunması istenebilir. Bunun dışında, cevaplayıcılar kişiler veya uyarıcılar arasında karşılaştırmalı değerlendirmeler yapabilmektedir (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.393).

Uyarıcıları ölçeklerken, yukarıda belirtilen ağırlık örneğinde olduğu gibi, bilinen bir standarda göre kişinin bir yargıda bulunması istenmektedir. Kişinin verdiği cevap gerçek fiziksel ağırlığı ile muyakese edilerek doğrulanabilir. Burada kişi, uyarıcıya belirli bir nitelik bakımından yanıt vermektedir. Yargılamaların ölçeğini fiziksel büyüklük ölçeği ile karşılaştırmamız mümkündür (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.395). Özetle "yargılama" kelimesi, doğru bir yanıtın bulunduğu tüm yanıtları kapsamak için kullanılmaktadır ve kişinin verdiği yanıtın doğruluk derecesini belirlemek mümkündür (Nunnally, 1970, s.162).

Kişilerden aynı zamanda subjektif değerlendirme yapması da istenebilir. Bu durumda kişinin, uyarıcılar veya insanlarla ilgili düşüncesi (ilgisi, katılımı, tercihi, kişisel tepkisi) ile ilgilenilmektedir. Böyle bir yanıt türünü doğrulamamız mümkün değildir ve esas ilgilendiğimiz konu bu tip bir yanıtın tutarlı ve güvenilir olup olmadığıdır. Eğer bir kişi "Çikolatalı dondurmayı, vanilyalı dondurmadan daha çok beğeniyorum." derse, o kişiye "Hayır, cevabınız yanlış" dememizin hiçbir anlamı bulunmamaktadır (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.395).

Kişilerden elde edilen diğer bir yanıt türü ise yargıların veya ifadelerin karşılaştırılması şeklindedir. Bir uyarıcı ya da kişi diğeriyle karşılaştırıldığında verilen yanıt da karşılaştırılabilir olmaktadır. Kişilerden, sunulan iki uyarıcı arasında hangisini daha çok sevdiğini belirtmesi istediğinde ya da iki ağırlığın hangisinin daha

ağır olduğunu belirtmesi istendiğinde karşılaştırmalı bir cevap gereklidir. Karşılaştırılmalı yanıtlar aynı zamanda kategorik olabilmektedir (Ghiselli ve Diğerleri, 1981 ve Nunnally, 1970).

1.3. ÖLÇEKLEME TEKNİKLERİ

Kişileri ve uyarıcıları ölçeklemek için kullanılan iki temel yaklaşımın tepki yaklaşımı ve yargıcı yaklaşımı olduğundan bahsedildi. Bu iki yaklaşım için ölçek oluşturmak ve tutumlar hakkında bilgi toplamak için çeşitli yöntemler bulunmaktadır.

Tepki ve yargı yaklaşımı ayrımı yapmaksızın, Nunnally (1978) tarafından tanımlanan en yaygın ölçekleme yöntemleri sıralama, ikili karşılaştırma, sabit uyarıcılar, Q-sıralaması, eşit görünen aralıklar, aralık tahmini ve oran tahmini yöntemleridir. Yöntemler, mutlak veya karşılaştırmalı bir yargı gerektirip gerektirmemesine ve yanıtların sıralı, aralıklı veya oran ölçeğinde olup olmamasına bağlıdır (O'neal ve Chissom, 1994, 1251).

1.3.1. Yargıcı Kararlarına Dayalı Ölçekleme Teknikleri

Yargıcı kararlarına dayalı ölçekleme teknikleri aynı zamanda karşılaştırmalı ölçekleme teknikleri olarak da bilinmektedir. Adından da anlaşılacağı üzere karşılaştırmalı ölçekler uyarıcıların doğrudan karşılaştırılması ile elde edilmektedir. Karşılaştırmalı ya da yargıcı kararlarına dayalı ölçekleme yaklaşımında en yaygın kullanılan yöntemler sıralama yargıları, ikili karşılaştırma, sabit toplam yargıları ve Q-ölçeği şeklinde karşımıza çıkmaktadır ve sonuç verisi genellikle sıralıdır.

1.3.1.1. Sıralama Yargıları

Ölçekleme söz konusu olduğunda ayırt etme sürecinde çoğunlukla sıralama yöntemi en sık başvurulan yöntemler arasındadır. Sıralama yönteminde, katılımcılara bir takım öğeler sunulmakta ve öğeleri bir sıraya yerleştirmeleri istenmektir. Yanıtlayan kişinin en olumlu hissettiği ya da cevaplayanın en çok kabul ettiği öğe 1. sırada, bir sonraki 2. sırada ve bu şekilde devam etmektedir. Bu yaklaşımla, katılımcılar, uyarıcılar arasında karşılaştırmalı yargılamalar yapmak zorunda kalmakta ve bunun sonucunda uyarıcıların bir sıralaması elde edilmektedir (O'neal ve

Chissom, 1994, 1252). Sıralama yöntemi cevaplayıcıyı uyarıcılar arasında mümkün olan en büyük ayrımı yapmaya zorladığı için cevaplayıcıyının bu ayrımı yapabildiği hallerde geçerliliği çok yüksek bir ölçek vermektedir ve sıralama yargılarıyla ölçekleme, bir sıra numarası verilebilecek tüm uyarıcılara uygulanabilmektedir (Sarı ve Gelbal, 2015, s.128).

1.3.1.2. İkili Karşılaştırma Tekniği

Yargıcı kararlarına dayalı ölçekleme tekniklerinden biri olan ikili karşılaştırmalar adıyla bilinen yöntem Thurstone (1927) tarafından geliştirmiştir ve uzun yıllardır psikolojik araştırmalarda kullanılmaktadır. İkili karşılaştırmalar, Thurstone tarafından "karşılaştırmalı yargı kanunu" olarak ifade edilmiş olmasına karşın, Turgut ve Baykul (1992) bunu bir kanun olarak değil de, istatistiksel bir model olarak ifade etmenin daha doğru olacağını savunmaktadır. İkili karşılaştırmalarla ölçekleme yöntemi ilk başlarda tutum ifadelerinin ölçeklendirilmesinde kullanılmıştır. Bu yöntemin geniş bir uygulama alanının bulunması, kişilerin uyarıcıları ikişerli olarak değerlendireceği her türlü durumda kullanılmasına olanak sağlamasından kaynaklanmaktadır (Anıl ve Güler, 2006, s.31).

İkili karşılaştırma yönteminde kişilere mümkün tüm uyarıcı çiftleri sunulmakta ve her çiftin üyesinden hangisini tercih ettiğini belirtmesi istenmektedir. Kişinin verdiği her yanıtta yalnızca iki uyarıcı arasında bir karşılaştırma yapılmış olsa da, özünde kişinin her karşılaştırmada iki uyarıcıyı sıralaması gerekmektedir. Yani ikili karşılaştırma yöntemi sıralamaları da içermektedir. Bu yöntemin temel dezavantajı az sayıda uyarıcı olduğunda bile karşılaştırılacak uyarıcı çifti sayısının çok olmasıdır. J uyarıcı ve I cevaplayıcı için toplam $I\binom{J}{2}$ adet ikili karşılatırma vardır. J çok büyük olduğunda ikili değerlendirme zorlaşmaktadır. Örneğin 10 uyarıcı için, 45 ikili karşılaştırma vardır ve bu durum bir çok araştırma için çok fazla iş yükü demektir (Hair ve Diğerleri, 1998 ve Nunnally, 1970).

1.3.1.3. Sabit Toplam Ölçeği

Sabit toplam yöntemi, seçim kararlarında bir dizi niteliğin görece önemini ölçmek için kullanılan karşılaştırmalı ölçekleme tekniklerinden biridir. Basitliği ve kullanım kolaylığı sayesinde pazar araştırmalarında oldukça popüler bir yöntemdir. Bu yöntemde, cevaplayıcıya tipik olarak 100'lük bir sabit puan verilmekte ve bazı tutum özelliklerine ilişkin göreli büyüklüklerini yansıtacak şekilde alternatifler üzerine dağıtmaları istenmektedir. Bir özellik kişi için önemli değilse sıfır puan, bir özellik diğerinden iki kat daha önemli ise iki kat daha fazla puan atayabilmektedir. İşlem sonucunca tüm puanların toplamı 100 olmalıdır. Sabit toplam metodu katılımcıyı, değerlendirmesini tahsis etmeye zorlamakta ve her puan aynı sabite eklenmesi gerektiği için her puanı kişilere göre standartlaştırma etkisine sahip olmaktadır. Bu nedenle sabit toplam prosedürü, katılımcının uyarıcıları karşılaştırmalı bir şekilde değerlendirmesini gerektirmektedir. Bu yöntemle genellikle subjektif bir oransal ölçek elde edilmektedir (Majumdar, 2007, s.135).

Eğer sabit toplam yöntemi, niteliklerin göreli önemini belirlemek amacıyla kullanılacaksa, katılımcıların yüksek eğitim seviyesindeki kişilerden oluşması sonuçların daha iyi ve gerçekçi olmasına yol açacaktır. Teknik aynı zamanda kişilerin markalara ilişkin tercihlerini belirlemek amacıyla da kullanılmaktadır. Bu durumda, kişilerden toplam 100 puanı verilen markalar arasında tercih oranlarına göre dağıtmaları istenmektedir (Zikmund, 2013, s.320).

Sabit toplam yaygın olarak kullanılsa da, ölçek son derece kusurludur, çünkü son yanıt, yanıtlayan kişinin diğer seçimleri puanlama biçimine göre belirlenmiştir. Katılımcının tasnif işlemini yapabilmesi için sadece üç marka olduğunda ciddi bir sorun olmamasına rağmen, çok sayıda markanın dahil edilmesi durumunda sabit toplam ölçeği oldukça zorlayıcı zihinsel bir görev haline gelmektedir. Yani uyarıcı sayısı arttıkça tekniğin uygulanması karmaşık bir hal almaktadır (Zikmund, 2013, s.320).

1.3.1.4. Q-Tekniği

Karşılaştırmalı ölçekleme tekniklerinden biri olan Q-ölçeği, cevaplayıcıdan çok sayıdaki yargıyı benzerliklerine göre sayısı belirlenmiş olan gruplara ayırma temeline dayanmaktadır. Bu yöntemde cevaplayıcılar kendilerine yöneltilen yargıları belirtilen bir niteliğe göre en çok benimsediğinden en az benimsediğine doğru sıralamayıp gruplamaktadırlar. Genel olarak kişilerden yargıları 11 grupta toplaması istenmektedir. En çok benimsenen yargı bir uca, en az benimsenen diğer uca yerleşmektedir. Burada önemli olan her gruba girecek yargı sayısının önceden belirlenmiş olmasıdır. Yani her bir grupta kaç yargı bulunması gerektiği cevaplayıcıya önceden bildirilmektedir. Ayrıca amaç cevapların dağılımının belli bir dağılıma, genellikle de normal dağılıma uygunluğunu sağlamaktır. İstatistiksel güvenilirliği artırmak için en az 60 yargı kullanılmalı ve 140'dan fazla olmamalıdır. Bu yöntem, nispeten kısa bir sürede büyük bir uyarıcı grubunu ayırt etmek için iyi bir seçenektir (Nunnally, 1970, s.166).

1.3.1.5. Tepki Yaklaşımına Dayalı Ölçekleme Teknikleri

Tepki yaklaşımına dayalı ölçekleme teknikleri aynı zamanda karşılaştırmasız ölçekleme teknikleri olarak da bilinmektedir. Karşılaştırmasız ölçeklerde, her uyarıcı diğerlerinden bağımsız olarak ölçeklenmekte ve sonuç verisi genel olarak aralıklı veya oransal olacak şekilde elde edilmektedir. Karşılaştırmasız ya da tepki yaklaşımında en yaygın kullanılan yöntemler Likert Ölçeği, Thurstone Eşit Görünen Aralıklar Ölçeği, Semantik Farklılıklar Ölçeği ve Stapel Ölçeği'dir.

1.3.1.6. Likert Ölçeği

Likert ölçeğinin amacı kişileri ölçeklemektir ve denek tepkilerine dayalı yaklaşımın en bilinen örnekleri arasında yer almaktadır. Dereceleme toplamlarıyla ölçekleme modeli olarak da bilinen Likert ölçeğinde ifadeler, mümkün olduğunca bireysel farklılıklara yol açacak şekilde seçilmektedir (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.413). Likert ölçeğinde kişilere tek bir konu ile ilgili ifadeler listesi sunulmakta ve bu ifadelere katılma ya da katılmama derecelerini belirtmeleri istenmektedir. Böylece, bu ölçekleme modeli tek bir uyarıcı ve tek bir yanıt türü içermektedir. Geri kalan

sorun, daha sonra, bireyler arasındaki geçerli ve güvenilir farklılıkların sunulabileceği şekilde her bir birey için verilen cevapları birleştirmektir (McIver ve Carmines, 1981, s.9).

1.3.1.7. Thurstone Eşit Görünen Aralıklar Ölçeği

Eşit görünen aralıklar yöntemi kullanarak bir Thurstone ölçeği geliştirmenin ilk adımı, incelenecek konu ile ilgili olabildiğince çok sayıda ifade toplamaktır. İkinci adım, uzmanların veya hakemlerin, tutum için olumluluk derecesini belirlemek için bu ifadeleri değerlendirmelerini sağlamaktır. Bu ölçekte her uzmandan her ifade için olumludan olumsuza olacak şekilde 1'den 11'e kadar ağırlık vermesi yani ifadeleri 11 kategoriden birine ayırması istenmektedir. Bu ayırmayı yaparken uzmanlardan tarafsız olmaları ve kendi tutumlarını gözardı etmeleri istenmektedir. Uzmanlar aynı zamanda, 11 kategori arasındaki öznel mesafenin eşit olduğu varsayımı altında değerlendirmelerini yapmaktadır. Tüm uzmanlar sıralama işlemini tamamladıktan sonra her ifade için ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmaktadır. Standart sapma belirsizliği yansıtmaktadır. Eğer standart sapma büyükse, o zaman uzmanların ifadenin olumlu olması konusunda fikir ayrılığı yaşadığı ortaya çıkmaktadır. Tam tersi, yani standart sapmanın küçük çıkması uzmanlar arasındaki fikir birliğini yansıtmaktadır (Ghiselli ve Diğerleri, 1981, s.411).

1.3.1.8. Semantik Farklılıklar Ölçeği

Osgood (1957) tarafından geliştirilen karşılaştırmasız ölçekleme yöntemlerinden semantik farklılıklar ölçeği sosyal tutumların ölçülmesinde sıklıkla kullanılan bir yönemdir. Bu ölçekleme tekniğinde, cevaplayıcıdan iki zıt kutup arasında yer alan 7'li derecelendirmeli skaladan kendine uygun noktayı seçmesi veya işaretlemesi istenmektedir (Çilingirtürk, 2011). Bu yöntemde her kavram için "iyi-kötü, "soğuk-sıcak" gibi bir dizi çift yönlü sıfat kullanılmaktadır. Bahsedilen derecelendirme 1-7 arası olabileceği gibi - 3 +3 arası da yapılabilmektedir. Ölçekte tam ortaya düşen nokta, denge ya da kayıtsızlık noktası olarak adlandırılmaktadır. Bu ölçek ile aralık seviyesinde ölçüm yapılmak amaçlanmaktadır (Hawkins ve Diğerleri, 1974, Garland,1990).

1.3.1.9. Stapel Ölçeği

1961'de Crespi, Stapel ölçeğini semantik farklılıklar tekniğine alternatif ve ekonomik bir yol olarak tanıtmıştır. Bu ölçekte semantik farklılık ölçeğinden farklı olarak tek bir ifade kullanılmaktadır ve cevaplayıcıdan bu ifadenin araştırılan nesneye yönelik olarak ne ölçüde karşılığı olduğunu, verilen kategori kapsamında (genellikle -5+5) değerlendirmesi istenmektedir. Stapel ölçeği tutumların hem yönünü hem de şiddetini ölçmektedir. Semantik farklılıklar ölçeğinin aksine, stapel ölçeğinin değerleri, bir sıfatın söz konusu konsepti ne kadar doğru bir şekilde tanımladığını göstermek için kullanılmaktadır. Crespi'ye göre, tekniğin avantajları, uygulama kolaylığı ve kullanılan belirli sıfatların anlamları arasındaki ilişkileri önceden test etmenin gerekli olmadığı şeklinde sıralanmaktadır (Hawkins ve Diğerleri, 1974, s.318).

1.4. TEK BOYUTLU ÖLÇEKLEME

Ölçekleme modellerinde incelenecek bir diğer konu ise modellerin çok boyutlu ve tek boyutlu olma durumudur. Adından da anlaşılacağı üzere, tek boyutlu ölçekleme teorisi ve teknikleri, ampirik olarak tek bir sosyal-psikolojik boyuta karşılık gelmek üzere gösterilebilecek bir takım veri kümesini seçmeyi amaçlamaktadır. Yani, tek boyutlu ölçekleme, gözlem setinin altında yatan tek bir temel boyutun var olduğunu varsayan durumlarla ilgilidir. Tek boyutlu ölçekleme kişileri, uyarıcıları ve hem kişileri hem de uyarıcıları ölçeklendirmek için kullanılabilmektedir (McIver ve Carmines, 1981, s.13).

Psikofiziksel ölçeklemenin büyük kısmı, bir gözlemcinin deneyimini tek bir psikolojik boyut üzerinde ölçmek için yapılan girişimlerden oluşmuştur. Bu girişimlerin başarısı, gözlemcinin tek bir boyut üzerinde uygun kararlar verme ve diğer boyutlardaki değişimleri dikkate almama yeteneğine bağlıdır. İlgilenilen boyut açıkça tanımlanmadıysa, özellikle de algılar birden fazla boyut boyunca büyük ölçüde farklılık gösteriyorsa bir problem var demektir. Bu noktada ölçeklemeyi tek boyut üzerinde yapmak mümkün olmayacaktır. Çok Boyutlu Ölçekleme metodları kullanılarak uyarıcılar arasında algılanan farkın altında yatan öznel boyutlar

tanımlanabilmektedir. Çok Boyutlu Ölçekleme, altta yatan psikolojik boyutların tümünde ortak olan bir ölçüm birimi oluşturmak için yöntemler sağlamaktadır (Marks ve Gescheider, 2002, s.104).

Tek boyutlu ölçeklemede, genellikle her kişi her uyarıcı için tek bir cevap vermekte veya birden fazla cevap verdiğinde, bu cevaplar birleştirilmektedir. Her iki durumda da, iki boyutlu bir veri matrisine bir ölçeklendirme modeli uygulanmaktadır. Uyarıcılar için kullanılan ölçekleme yöntemlerinin, kişilerin ölçeklenmesine yönelik yöntemlerden farklı olduğundan bahsedilmişti. Ayrıca yanıtların elde edilme biçiminin hem kişilerin hem de uyarıcıların ölçeklenmesi üzerinde güçlü bir etkisi bulunmaktadır (Nunnally, 1970, s.159). Tek boyutlu modellerin aksine, Çok Boyutlu Ölçekleme modelleri, bir gözlem setinin altında yatan tek bir boyuttan daha fazlasının olma ihtimaline açıkça izin vermektedir. Kişilerin veya uyarıcıların (veya hem kişilerin hem uyarıcıların) ölçeklendirmesi artık tek boyutlu bir uzayda gösterilmemektedir. Gordon (1977) bir nesnenin belirli bir özelliğinin miktarını ölçmek yerine, aynı anda nesnenin iki veya daha fazla özelliğe göre sınıflandırılması gerektiğini belirtmiştir (McIver ve Carmines, 1981, s.13).

Fechner'in psikofizikteki klasik çabaları, psikolojik ölçeklerin uyarıcıların ölçümleriyle ilişkilendirilebilmesi için duyusal özelliklerin ölçülmesi ve algılamanın nicelleştirilmesi ile ilgilidir (Knowles, 1992, s.1). Thurstone (1927), Fechner'in yaklaşımını, psikolojik uyarıcılara ilişkin ölçek değerlerini bir süreklilik boyunca bulmaya yönelik bir dizi "kanun" geliştirerek genişletmiştir. Böylece, Thurstone'un psikofiziği yeniden düzenlemesi onu daha geniş bir uyarıcı yelpazesine yaymıştır. Başarılı olmasına rağmen, Thurstone ölçeklemesinin ana sınırlaması, yalnızca bir boyut boyunca değerler üretmesidir (Knowles, 1992, s.2).

Torgerson (1952), bu kısıtlamanın üstesinden gelmek için Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemlerini geliştirmiştir: “Geleneksel psikofiziksel ölçeklendirme yöntemleri, araştırılan uzayın boyutları hakkındaki bilginin önceden var olduğunu varsaymaktadır. Yöntemler belirli bir tanımlanmış boyut boyunca yargılama gerektirmektedir, yani *A* daha parlak, iki kat daha yüksek, daha muhafazakar veya *B*'den daha ağır gibi. Gözlemci, elbette, deneycinin parlaklık, yükseklik vb. ne anlama

geldiğini bilmelidir. Bununla birlikte, birçok uyarıcı uzaylarında, boyutların kendisi veya ilgili boyutların sayısı bile bilinmemektedir. Sezgisel olarak tek bir boyut olarak görünen şey, aslında birkaçının karmaşık bir parçası olabilmektedir." (Torgerson, 1952, s.401).

İKİNCİ BÖLÜM

ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİ VE ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEMENİN ARAŞTIRMA TASARIMI

2.1. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİNİN TARİHSEL GELİŞİMİ

Çok Boyutlu Ölçekleme Analizinin (ÇBÖ) geçmişi oldukça eskiye dayanmaktadır. Kruskal, 1930 yıllarında Boyden tarafından sistematik zoolojide kullanılan basit ÇBÖ metodunu keşfetmiş ve kromozomların haritalanması için geliştirdiği algoritmalar Fisher (1922)'ın çalışmasında yer almıştır. Bunun dışında, ÇBÖ'nün sistematik gelişimi, neredeyse tamamen psikometride yer almıştır (Leuuw ve Heiser, 1982, s.287). ÇBÖ teknikleri ilk olarak sistematik psikometrinin içinde duyusal ölçekleme ve tek boyutlu psikofiziğin çok boyutlu uzantısı olarak ele alınmıştır (De Leeuw, 2005, s.1).

ÇBÖ teorisine ilk önemli katkı Stumpf (1880) tarafından yapılmıştır. Coombs (1964)'un kitabında tartışılan sekiz veri çeşidinden dördüne tekabül eden dört temel yargı çeşidini ayırmaktadır. Ancak Stumpf'ın çalışması ÇBÖ prosedürlerine pratik bir yol sağlamamıştır (Leuuw ve Heiser, 1982, s.288).

Richardson (1938) ve Klingberg (1941), oranların aralık skalasına dönüştürülmesi için Thurstone'un 'karşılaştırmalı yargılar kanununu' kullanan uyarıcı çiftlerine klasik psikofizik veri toplama yöntemleri uygulamışlar, ölçek değerlerini uzaklık tahminlerine dönüştürmek için bir ek sabiti tahmin etmişler ve Young ile Householder (1938)'un ortaya attığı matematiksel teoremi kullanarak noktaların koordinatlarını oluşturmuşlardır. Klasik (metrik) ÇBÖ metodu Torgerson (1952) tarafından ortaya atılmış ve ÇBÖ'de kullanılan uzaklık ölçüsünün Öklid olduğu varsayımını yapmıştır. İki nokta arasındaki uzaklık, *a* ve *b,* bilinen *x* ve *y* koordinatları yardımı ile bulunabilmektedir (Tanaka, 2013, s.7). 1956 yılında Messick ve Abelson Torgenson'un çözümünü genelleştirmişlerdir.

Bu arada, Attneave 1950 yılında önemli bir çalışma yayınlanmıştır. Bu çalışmada Attneave, diğer uzaklık ölçümlerinin verilere Öklid uzaklık modelinden daha iyi uyabileceğini belirtmiştir. Bu alternatif uzaklıklar şuan City-Blok ya da Manhattan uzaklığı olarak bilinen yöntemlerdir. Ancak Attneave bu yöntemle, noktaların uzaydaki konumunu ve boyutluluğu belirleyecek bir prosedür elde edememiştir. İki benzerlik ölçütünün doğrusal olmayan fakat monoton bir ilişki içinde olduğunu bulmuştur (Leuuw ve Heiser, 1982, s.289).

Bunun yanında 1950 yıllarında Coombs, veri teorisini geliştirmeye başlamıştır. Bu teorinin ana bileşenleri, verilerin dört temel sınıfa ayrılması, modellerin geometrik açıdan yorumlanması ve verilerin nitel özelliklerine ağırlık verilmesi şeklindedir. Bu üç bileşen çok etkili olmasına karşın Coombs ve arkadaşları tarafından geliştirilen ölçekleme prosedürleri büyük bir ilgi görmemiştir. Bunun sebebi, pek çok subjektif seçimi içeren 'çalışma sayfası' yöntemleri olmaları ve metrik olmayan verilerin metrik olmayan gösterimlerini vermesidir (Leuuw ve Heiser, 1982, s.288). Başka bir deyişle Coombs'un çalışması metrik olmayan veriden metrik bilgi elde etme konusunda yetersiz kalmıştır

Coombs ve öğrencileri metrik olmayan ÇBÖ üzerinde çalışmış olsalar da ve Guttman niteliksel veriyi ölçmek için yöntemler önerdiyse de, gerçek anlamda hesaplamalı atılım Roger Shepard tarafından yapılmıştır. Shepard 1962'de yayınladığı çalışmalarında ÇBÖ tekniğini uygulayan etkili bir bilgisayar programının kurulabileceğini göstermiştir. Dahası, çok sayıda gerçek ve ampirik örnekle, geliştirdiği program sayesinde metrik bilginin elde edilebileceğini ve sıralı farklılıklardaki bilgilerin nokta konfigürasyonunu belirlemek için yeterli olduğunu göstermiştir (Leuuw ve Heiser, 1982, s.290). Shepard'ın 1962'de yayınladığı çalışmalar ÇBÖ ile ilgilenen bir diğer araştırmacı Joseph Kruskal'ın ilgisini çekmiştir. Bu sayede Kruskal bir sonraki önemli adımı atmış ve psikometrikçilere kayıp fonksiyon, monoton regresyon ve minimizasyon tekniklerini tanıtmıştır. Kruskal, herhangi bir metrik psikometrik tekniğin, en küçük kareler kayıp fonksiyonu ile birlikte monoton regresyonu kullanarak metrik olmayan şekle nasıl dönüştürülebileceğini göstermiş ve bu fonksiyonların nasıl minimize edilebildiğini

ortaya koymuştur. Çok Boyutlu Ölçeklemeye metrik yaklaşım ilk kez Shepard (1962) tarafından getirilmiştir (Leuuw ve Heiser, 1982, s.291).

Pazarlama bilim adamları psikoloji dışındaki ilk kullanıcılar arasında yer almıştır. Özellikle Paul Green ve arkadaşları (Carmone ve Green, 1970; Green ve Rao, 1972; Green ve Diğerleri, 1989) tarafından yazılan kitaplar ilk uygulamalı Çok Boyutlu Ölçekleme kitapları arasında yer almaktadır. Genel anlamda, Cooper'ın (1983, s.427) inceleme yazısında dediği gibi Çok Boyutlu Ölçekleme pazarlama alanında oldukça faydalıdır (De Leeuw, 2005, s.1). Steffire (1969), ÇBÖ'yü sistematik olarak ilk kullanan pazarlama araştırmacısıdır ve çoğunlukla tüketicilerin marka benzerliklerine ilişkin algılamalarını iş dünyasına uzaysal olarak sunmuştur (Carroll ve Green, 1997,s.193). Neidell "Metrik Olmayan Çok Boyutlu Ölçeklemenin Pazarlama Analizinde Kullanımı" adlı çalışmasında metrik olmayan Çok Boyutlu Ölçeklemenin altında yatan teori ve prosedürleri teknik olmayan bir biçimde açıklamaktadır (Poturak ve Göksu, 2012, s.202).

Green ve Carmone (1969), benzerliklerin ve tercih verilerinin analizi için Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemlerine genel bir bakış sunmaktadır. Sıralama tercih verilerinin Çok Boyutlu Ölçeklemesi için önerilen üç bilgisayar tabanlı programın ampirik bir karşılaştırmasının sonuçlarını bildirmişlerdir. Groenen ve Velden (2004), Çok Boyutlu Ölçeklemede hangi veri türlerinin kullanıldığı, boyutsallığın nasıl seçileceği, farklılıkların dönüşümü ve Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemini kullanırken dikkat edilmesi gereken bazı önemli konulara değinmiştir. DeSarbo ve Kim (2013) ÇBÖ'yü çeşitli geometrik uzaysal modeller çerçevesinde incelemiş ve özellikle tüketici tercihlerini dikkate alan Unfolding modellerinin pazarlama alanında uygulamasına ilişkin sonuçları değerlerlendirmiştir. Mair ve diğerleri (2016), ÇBÖ analiz sonuçlarını değerlendirirken stress ölçüsü dışında dikkate alınması gereken çeşitli uyum iyiliği ölçülerine dikkat çekmişler ve bu ölçüleri iki gerçek veri seti üzerinde uygulamışlardır. Borg ve Mair (2017) ÇBÖ Analizi'nde farklı başlangıç konfigürasyonları kullanılarak ortaya çıkan tüm ÇBÖ çözümlerini analiz eden bir prosedür sunmuşlar ve farklı başlangıç konfigürasyonlarının model uyumu üzerindeki etkilerini bir simülasyon çalışması ile değerlendirmişlerdir.

2.2. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİNDE TEMEL KAVRAMLAR

Çok Boyutlu Ölçekleme teknikleri, bir dizi nesne arasındaki uzaklıklar hakkındaki bilgiyi bu nesneleri temsil eden bir uzaysal gösterime dönüştüren istatistiksel tekniklerdir. Bu teknikler, ilk önce tek değişkenli psikofizik ve duyusal ölçeklemenin çok boyutlu uzantıları olarak psikometri alanında tartışılmıştır. Ancak önemli hesaplama kaynaklarına ihtiyaç duydukları için, yetmişlerin başlarında dijital bilgisayarlar piyasaya çıkana kadar yaygın şekilde kullanılmamışlardır (De Leeuw, 2005, s.1).

ÇBÖ, kişilerin algısal uzay boyutlarını ortaya koymaya olanak veren bir dizi veri analiz yöntemlerinden oluşmaktadır. Analizin çıktısı genellikle nesnelerin noktalarla temsil edildiği uzaysal gösterim şeklindedir. Uzaysal gösterimdeki noktalar arasındaki uzaklıklar nesnelerin benzerliklerine uygun şekilde düzenlenmektedir. Benzer nesneler birbirine yakın noktalar şeklinde temsil edilirken, benzemeyen nesneler birbirine uzak noktalarla temsil edilmektedir (Tanaka, 2013, s.7). Yani kısaca ÇBÖ bir benzerlik problemidir. Buna ek olarak, uyarıcılara ilişkin tercihlerini belirten cevaplayıcıların konumlandırılması ile de sıklıkla ilgilenilmektedir ve bu durum ise bir Unfolding problemidir (Bakker ve Poole, 2013, s.2). Çalışmanın üçüncü bölümünde Unfolding Analizi ayrıntılı bir şekilde anlatılacaktır. ÇBÖ ile kişiler psikolojik yakınlıkları ya da nesnelerin benzerliklerini değerlendirirken, araştırmacı boyutların önemini ortaya koymaktadır. Ortaya çıkan gösterim verideki gizli yapıyı ortaya çıkarmakta ve veriyi daha kolay anlamamıza yardımcı olmaktadır (Knowles, 1992, s.2). ÇBÖ yakınlık verisini analiz etmek için kullanılan bir metodtur. Yakınlık verisini çok değişkenli veriye çeviren bir prodesür olarak düşünebilir. ÇBÖ'nün en basit halinde, benzemezliğin psikolojik kavramı ve uzaklığın geometrik kavramı arasında benzerlik olduğu varsayılmaktadır. Uyarıcı, uzayda x_i noktası olarak gösterilirken, farklılık (benzemezlik) δ_{ij} ile gösterilir ve x_i ile x_j noktaları arasındaki uzaklık [$\delta_{ij} = d(x_i,x_j)$+hata] şeklinde ifade edilmektedir (Arce ve Garling, 1989, s.65).

ÇBÖ farklılık matrisini girdi olarak alırken nokta konfigürasyonunu çıktı olarak almaktadır. Elde edilen basit benzerlik verisi, farklılık matrisini elde etmek için dönüştürülmekte yani sıralamanın tersi alınmaktadır (Carroll ve Wish, 2002, s.396).

Böylelikle uyarıcılar arasındaki büyük benzemezlikler, noktalar arasında büyük uzaklıklar olarak ifade edilir (Arce ve Garling, 1989, s.65).

ÇBÖ'de hangi veri ve modelin kullanılacağına karar vermek hem oldukça önemli hem de karışık bir konudur. Bu nedenle ölçüm verisi ve modelleri ile ilgili bazı kavramların bilinmesi önem taşımaktadır. Carroll ve Arabie (1980) bu amaçla yaptıkları sınıflandırma ile literatüre önemli bir katkıda bulunmuşlardır. Carroll ve Arabie'nin çalışmasındaki sınıflandırma, Coombs'un "A Theory of Data" (1964) kitabının geliştirilmiş ve genelleştirilmiş hali olarak görülmekte ancak bu çalışma Coombs'un çalışmasından birçok yönüyle farklılık göstermektedir. Coombs ile Carroll'ın yaklaşımları arasındaki temek fark şudur; Carroll ile Arabie veriyi ve modelleri ayrı ayrı sınıflandırırken, Coombs verinin modelden bağımsız bir şekilde tasnif edilemeyeceğini iddia etmektedir (Carroll ve Arabie, 1980). Carroll ve Arabie'nin model ve veri sınıflandırmasını birbirinden ayırması kısmen başarılı olabilir çünkü veri tipi ve model arasında çok güçlü bağlantıyı göz ardı etmek mümkün değildir. Genellikle uzaysal uzaklık modelleri (ÇBÖ Modelleri) ile ilgili yapılan tanımlamalar benzerlik, farklılık veya diğer uzaklık verileri ile sınırlı kalmaktadır. Carroll ve Arabie'nin yaklaşımının bir üstünlüğü, yakınlıkların yanısıra yakınlık verisi olmayan, örneğin tercih veya diğer üstünlük verilerine uygulanan uzaysal olmayan (nonspatial) ve uzaklık temelli olmayan (nondistance) modelleri de içermesidir (Carrol ve Arabie, 1980, s.608).

Tablo 1

Ölçüm Verisinin Özellikleri

Mod Sayısı	Tek mod İki mod Üç veya daha fazla mod
Modun gücü	Tekli (Monadic) Veri İkili (Dyadic) Veri Çoklu (Polyadic) Veri
Yön Sayısı	Tek Yönlü İki Yönlü Üç Yönlü
Ölçek Tipi	Sınıflama Sıralı Aralıklı Oransal
Koşulluluk	Koşulsuz veri Satır veya sütun koşullu veri Matris koşullu veri Koşullu verinin diğer tipleri
Verinin Eksiksiz Olma Durumu	Tamamlanmış veri Tamamlanmamış veri
Tekrar Sayısı ve Yapısı	Sadece tek veri seti İki veya daha fazla veri seti

Kaynak: Carroll ve Arabie, "Multidimensional Scaling", 1980, s.610.

Carroll ve Arabie verileri sınıflandırırken yedi farklı özelliği göz önüne almıştır; mod sayısı, verilen bir modun gücü, yön sayısı, veri ölçeği, verilerin koşulları, verinin eksiksizliği, tekrar sayısı ve tekrar yapısı (DeSarbo ve Rao, 1984, s. 148). Carroll ve Arabie'nin ölçüm verisinin özellikleri ile ilgili yaptığı sınıflandırma Tablo 1'de gösterilmektedir. Mod, birimlerin belirli bir sınıfı olarak tanımlanmakta ve büyük harflerle gösterilmektedir A, B, C… vb. Birimler kişiler, uyarıcılar, markalar, coğrafi bölgeler olabilir. Örneğin veri matrisinde cevaplayıcılar ve değişkenler varsa bu matris iki modludur. Eğer elimizde şehir uzaklıklarına ilişkin simetrik bir matris var ise bu durumda matris tek modludur. Yön, veri dizilişini tanımlayan tekrarlanan veya tekrarlanmayan toplam faktör sayısı olarak tanımlanmaktadır. Örneğin iki boyutlu bir matris iki yönlüdür çünkü satır ve sütundan oluşmaktadır. Böyle bir matriste satır ve sütun elemanları aynı da olabilir farklı da olabilir (AxA veya AxB). Tek yönlü matris tek boyutludur ve sadece sayıların tek bir listesini içermektedir, bu durumda vektör veya dizi adını almaktadır. Bazı matrisler ise üç yönlüdür, çünkü hem satırları hem sütunları hem de seviyeleri vardır. Örneğin, 10 kişiden 3 farklı bilgisayar markasını 5 özelliğe göre

puanlamaları istensin. Bu durumda elimizde 3 yönlü bir matris olacaktır. Yön sayısını şu şekilde açıklamak da mümkündür, eğer girdi matrisi tek ise veri iki yönlü, eğer girdi verisi birden fazla matris ise (örneğin kişi başına bir matris), veri üç yönlü olarak ele alınmaktadır (Carroll ve Arabie, 1980, s.610).

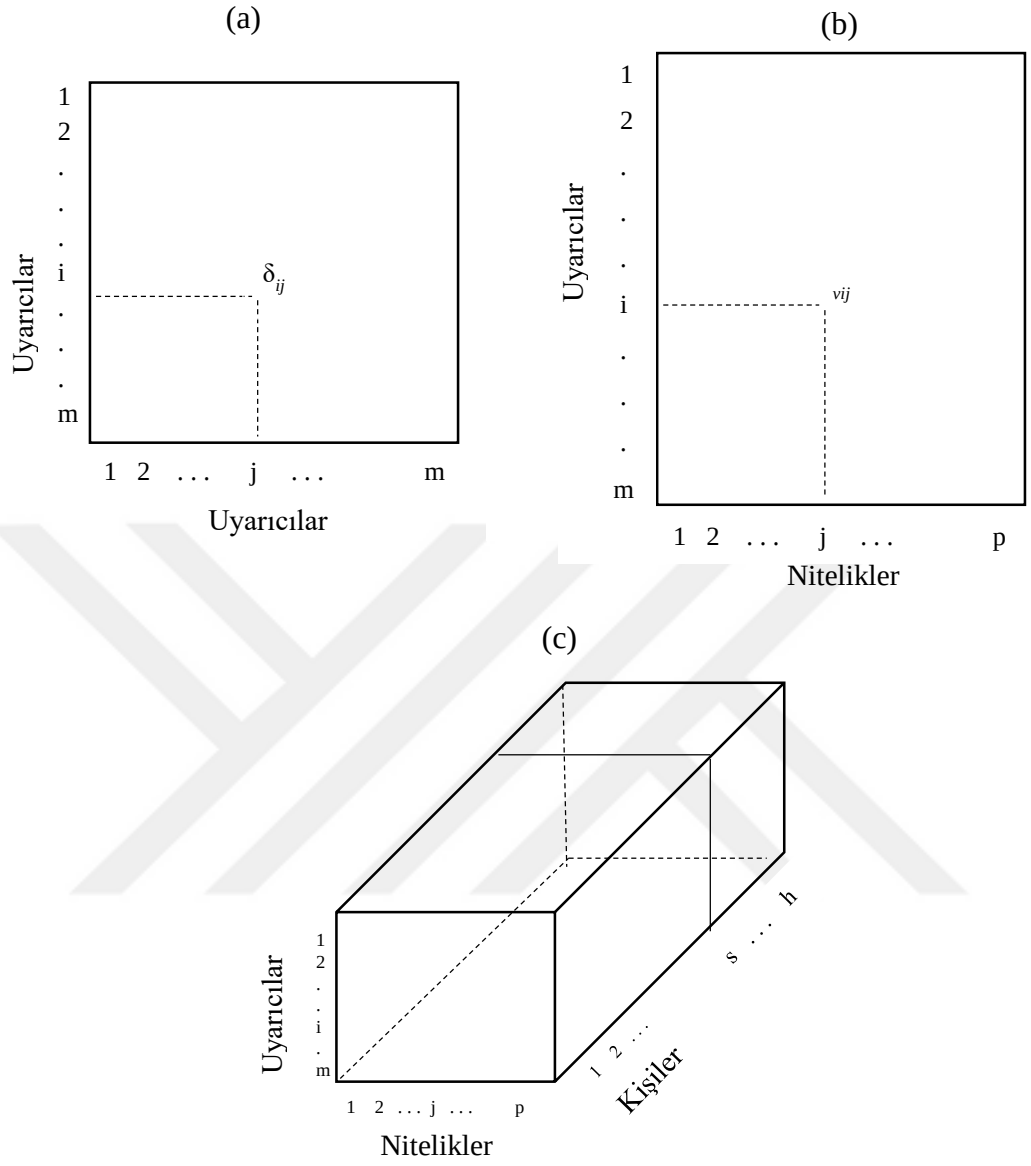
Tablo 2

Ölçüm Modellerinin Özellikleri

Geometrik Model Tipleri	**Uzaysal**
	Uzaysal Olmayan
	Karma Modeller
Uzaydaki Nokta Setlerinin Sayısı	-Tek Set -İki Set -İkiden fazla set
Uzay Sayısı	-Tek uzay veya yapı -İki uzay veya yapı -İkiden fazla uzay veya yapı

Kaynak: Carroll ve Arabie, "Multidimensional Scaling", 1980, s.611.

Carroll ve Arabie'nin ölçüm modellerinin özellikleri ile ilgili yaptığı sınıflandırma ise Tablo 2'de gösterilmektedir. Yaptıkları bu çalışmada çok boyutlu ölçüm modellerini genel olarak üç bölüme ayırmışlardır; 1) Geometrik model tipleri, 2) Uzaydaki nokta setlerinin sayısı, 3) Uzay sayısı. Geometrik model tipleri de uzaysal modeller, uzaysal olmayan modeller ve karma modeller olmak üzere kendi içinde üçe ayrılmaktadır. Uzaydaki nokta setlerinin sayısına göre ölçüm modelleri üç bölümde incelenmektedir. Son olarak geometrik modeller tek bir uzay, iki uzay ve ikiden fazla uzayda temsil edilebilmektedir. ÇBÖ'de kullanılacak veri ve ölçek türünün oldukça önemli olduğundan bahsetmiştik. Tablo1'de ölçüm verisi ile ilgili verilen bilgiler, hangi tür veri toplanacağına karar vermek için incelenecek beş durumun anlaşılması açısından önemlidir. Bu beş temel durum 1)Veri matrisinin şekli, 2)Yön sayısı, 3)Mod sayısı, 4)Ölçek türü ve 5)Ölçüm koşulluğu şeklindedir (Arce ve Garling, 1989, s.66).



Şekil 1: Çok Boyutlu Ölçeklemede Kullanılan Girdi matrisleri

Kaynak: Arce ve Garling, "Multidimensional Scaling", 1989, s.68.

Veri matrisinin şekli kullanılacak ÇBÖ modeli ve toplanacak veri türü hakkında bilgi vermektedir. Girdi matrisi kare veya dikdörtgen olmaktadır. Kare matriste hem satırlar hem de sütunlar uyarıcılardan oluşmaktadır. Bir hücre *i* ve *j* uyarıcısı arasındaki benzemezliği (δ_{ij}) göstermektedir. Buna ek olarak kare matris simetrik ($\delta_{ij}=\delta_{ji}$) veya asimetrik ($\delta_{ij}\neq\delta_{ji}$) olabilir. Dikdörtgen matriste satırlar çoğunlukla uyarıcı ve sütunlar ise nitelikler şeklindedir. Her hücre *j* niteliği üzerindeki *i* uyarıcısı için v_{ij} değerini ifade etmektedir. Şekil 1(a) kare matrisi gösterirken, Şekil

1(b) dikdörtgen matrisi göstermektedir. Veri aynı zamanda tek modlu iki modlu üç modlu ve daha fazla modlu olabilir. Şekil 1(a) tek modlu girdi verisini göstermektedir. Bu veri tek modludur çünkü tek bir birim sınıfı (uyarıcılar) vardır. Şekil 1(b)'de girdi verisi iki modludur çünkü iki farklı birim sınıfı vardır (nitelikler ve uyarıcılar). Şekil 1(c)'de ise üç modlu verinin şekli gösterilmektedir. Burada uyarıcılar, nitelikler ve kişiler olmak üzere üç farklı birim söz konusudur (Arce ve Garling, 1989). Genel hatlarıyla veri matrisi farklı şekillerde meydana gelebilmektedir. Çeşitli formlarda elde edilen matrislerle ilgili daha ayrıntılı bilgi aşağıda verilmektedir.

Simetrik Kare Matris: Uzaklıklar simetriktir ve sonuç olarak farklılık verisi de çoğunlukla simetrik olarak elde edilmektedir. Simetrik terimi tek-modlu iki yönlü veri şeklini tanımlamaktadır. Bu matrislerin içi genellikle boştur (hollow), yani veri matrisinin köşegenleri sıfırdır. Eğer uzaklıklar yaklaşık olarak ölçülmüşse, veri direkt olarak farklılıklara ait simetrik matris formunda elde edilmektedir (De Leeuw, 2005, s.3). Simetrik veri matrisi aynı zamanda kişilere nesne çiftleri arasındaki benzerlik ya da farklılık tahminlerini sorduğumuzda elde edilmektedir. Her iki durum için de benzerlik ve boşlukta (hollowness) küçük sapmaların meydana gelmesi mümkündür ancak bu sapmalar rassal veya ölçüm hatasına bağlanmaktadır. İnsanlarla yapılan çoğu araştırmada, kişilerden sayısal benzemezlik tahmini yapmalarını istemek yerine benzemezlikleri karşılaştırmaları istenmektedir. Böylelikle yargılar sıralı olarak elde edilmektedir. Üçlü grup metodunda, örneğin, nesneler kişilere üçlü gruplar olarak sunulduğunda kişilerden en büyük ve/veya en küçük benzemezliği belirtmeleri istenmektedir. Eğer benzemezlik sadece uzaklıkların sırasını belirlemek için kullanılırsa, bu durumda tabi ki köşegenler yalnızca en küçük elemanları içermektedir (veya benzerlik durumunda sadece en büyükler) (De Leeuw, 2005, s.4).

Asimetrik Kare Matris: Uzaklık bilgisi aynı zamanda satır ve sütun nesnelerinin aynı olduğu asimetrik kare matristen de elde edilebilmektedir, ancak veri simetrik olmayan bir şekilde toplanmaktadır. Asimetrik kare matris için en yaygın örnek kimlik araştırmalarında kullanılan karışıklık matrisidir (confusion matrix). Bir diğer örnek girdi-çıktı matrisleridir. Buna ülkeler arasındaki turist trafiği veya ülkelere giren çıkan turist sayısı örnek gösterilebilir. Bir diğeri ise bir sınıftaki kişiler

arasındaki sosyal etkileşim veya şirketlerdeki iç içe geçmiş yönetim kurulu yapısıdır. Bu örneklerin çoğunda veri, etkileşimin frekansını gösteren "frekans" matrisidir. Asimetri aynı zamanda veri satır koşullu olduğu zaman meydana gelmektedir. Bu durumda her satır, uzaklıkları ölçmek için kendi ölçeğine sahiptir ve farklı satırlar arasında karşılaştırma yapmak mümkün değildir. Eğer belirli sayıda tüketici ürünü için benzerlik sıralamalarını toplarsak yukarıda belirtilen asimetri durumu meydana gelmektedir. Asimetrik kare matris durumunda iki farklı gösterim türü kullanılmaktadır. Çıktı konfigürasyonu ve girdi konfigürasyonu vardır ve biz sadece bu ikisi arasındaki uzaklık bilgisine sahip oluruz. Her iki konfigürasyon içindeki uzaklık bilgisi kayıptır (De Leeuw, 2005, s.6).

Türetilmiş Uzaklık Matrisleri: Uzaklıklara ait simetrik matrisler genellikle çok değişkenli veri gibi daha temel veri yapılarından elde edilmektedir. Eğer dikdörtgen bir matrisimiz varsa, satır ve sütunlar arasındaki uzaklıkları çeşitli yollarla hesaplayabiliriz. Türetilmiş uzaklık matrisinin elde edilmesi çoğu teknikte ilk adım olarak karşımıza çıkmaktadır. Örneğin kare simetrik benzerlik matrisi için en yaygın örnek korelasyon matrisidir. Çoğunlukla değişkenler arasındaki korelasyonlar hesaplanır (çok değişkenli veri matrisinin sütunları), ancak bazı durumlarda bu hesaplamayı kişiler (satırlar) arasında yapmak daha anlamlı olmaktadır. Böylelikle korelasyonlardan uzaklıklar elde edilmekte ve bu türetilmiş uzaklık matrislerine ÇBÖ teknikleri uygulanmaktadır (De Leeuw, 2005, s.4).

Dikdörtgen Matrisler: Dikdörtgen matrislerde satır ve sütun nesneleri iki farklı nesne seti şeklindedir. Burada nesne setleri arasındaki uzaklık bilgileri toplanmaktadır ve set-içi uzaklıklar kayıptır. Tercih ve oylama verisi en öne çıkan örneklerdir. Tercih bilgisi ile kişinin o uyarıcıya ne kadar yakın olduğu bilinebilmekte ancak uyarıcıların birbirlerine ne kadar yakın olduklarına dair direkt bir bilgi elde edilememektedir (De Leeuw, 2005, s.6).

ÇBÖ'de incelenmesi gereken diğer bir önemli konu koşulluluktur. İki farklı kişinin bir uyarıcı kümesi içindeki farklılığı değerlendirirken farklı subjektif ölçekler kullandığını varsayalım. Eğer bu varsayım tüm kişiler için gerçek olursa, kişilerin cevapları birbirleriyle karşılaştırılamaz ve veri koşullu matris olarak adlandırılır.

Diğer taraftan, subjektif ölçümlerin karşılaştırılabildiğini varsayarsak, bu koşullar altında veri koşulsuz olur. Ek olarak, asimetrik veya dikdörtgen matris için sadece satır içi birimlerin karşılaştırılabileceği varsayılırsa, bu tip veri ise satır koşullu matris olarak adlandırılmaktadır (Arce ve Garling, 1989, s.69).

"Bir resim binlerce sayıya bedeldir." sözü, verinin geometrik gösterimini bulmak için bir motivasyondur. Veya buna benzer olarak, büyük miktardaki veriyi özetleyerek geometrik gösterimini yapmak, sadece sayısal veriye bakmak veya çok sayıda tanımlayıcı istatistikler hesaplamaktan çok daha fazla bilgilendirici olma eğilimindedir (De Leeuw, 2005, s.3).

2.3. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZİNDE KULLANILAN VERİ TÜRÜ

Kullanılan veri türü ölçekleme metodları arasındaki farkı belirleyen önemli bir unsurdur. Ölçekleme metodlarından biri olan ÇBÖ'de en çok karşılaşılan veri türü tek modlu-iki yönlü veridir. Bu veri türü aynı veri seti içindeki nesne çiftleri arasındaki yakınlıkları dikkate almaktadır (Carroll ve Arabie, 1980, s.612).

ÇBÖ'de kullanılan diğer bir veri türü ise iki yönlü-iki modlu veridir ve ayrı veri setleri arasındaki yakınlıkları kapsamaktadır. Örneğin seçmenlerin farklı parti başkanları ile ilgili tercih verisi elimizde olsun. Bu durumda her seçmenin her aday için ilgili yakınlık bilgisine sahip olunmaktadır (Bir adayın yüksek derecede tercih edilmesi, aday ve seçmen arasında daha büyük yakınlık ifade etmektedir). Ancak böyle bir veride, adayların kendi arasında veya seçmenlerin kendi arasındaki yakınlıklar bilinmemektedir. Prensipte böyle bir problemi çözmek için Metrik Olmayan ÇBÖ kullanılmakta ve bu yaklaşım çoğunlukla Çok Boyutlu Unfolding olarak tanımlanmaktadır (De Leuuw, 2005, s.6).

Birçok araştırmacıya göre, tercih ve benzerlikleri yargılama sürecinin altında yatan anlam aynı değildir. Eğer pazarlama araştırmaları üzerinden değerlendirecek olursak, ürün benzerliklerine karar verirken tüketiciler için neyin önemli olduğu ile, ürünü satın almak için değerlendirirken neyin önemli olduğu arasında fark vardır. Bu nedenle benzerlik verisi tercih verisinden farklıdır. Benzerlik verisi nesnelerin

birbirine ne kadar benzeyip ne kadar benzemediğini ölçmekte ancak tercihlerin kendisini içermemektedir (Baker ve Poole, 2012, s.5).

Tablo 3

Coombs'un Veri Sınıflandırması

	Nokta Çiftleri	*Nokta Çiftlerinin Çiftleri*
İki Farklı Setten	**İkinci Çeyrek** Tek Uyarıcı	**Birinci Çeyrek** Tercihli Seçim
Aynı Setten	**Üçüncü Çeyrek** Uyarıcı Karşılaştırması	**Dördüncü Çeyrek** Benzerlikler

Kaynak: Green ve Diğerleri, *Multidimensional Scaling Concepts and Applications*,1989, s.33

Coombs (1964) dört temel veri türüne dikkat çekmiştir ve Coombs'un veri sınıflandırması Tablo 3'te gösterilmektedir. Birinci çeyrekte yer alan tercihli seçim verileri, bazı kriterlere ya da amaca göre nesnelerin/uyarıcıların sıralamasını içermektedir (McIver ve Carmines, 1981, s.11). Kişilerden en çok tercih edilenden en az tercih edilene doğru uyarıcıları sıralaması istenmektedir. Tercihli seçim verisinin ölçeklemeye yönelik bir tepki yaklaşımını temsil ettiği açıktır; çünkü nesnelerin kişilerin tercihine göre sıralanması, hem kişinin kendi konumunu hem de uyarıcıların niteliklerle ilişkili olarak nasıl algılandığını içermektedir. Coombs tarafından tanımlanan diğer veri türü tek uyarıcı verileridir. Tek uyarıcı verisi, uyarıcılara birer birer yanıt veren kişiyi içermektedir. Uyarıcıların açık bir sıralaması ya da karşılaştırması yapılmamaktadır. Böylelikle yukarıda açıklananın aksine, kişiye belli bir uyarıcıyı onaylayıp onaylamadığı sorulmaktadır. Tek uyarıcı verisi, amacına bağlı olarak kişileri, uyarıcıları ve hem kişileri hem de uyarıcıları ölçeklemek için kullanılmaktadır. Örneğin Likert ölçeği tek uyarıcı verisine dayanmaktadır, daha önce açıklandığı gibi Likert kişilerin ölçeklendirilmesine yol açmaktadır. Üçüncü veri türü uyarıcı karşılaştırma verileridir. Bu durumda bireye bir dizi uyarıcı sunulmakta ve kişi

söz konusu nitelikten az veya fazla bir kısmını diğerlerine göre seçmeye çalışmaktadır. Pratik bir örnek vermek gerekirse, iki farklı başkan adayı, iki farklı kahve türü kişilere sunulur ve daha dürüst başkan adayı, daha sert içimli kahveyi sırasıyla seçmeleri istenmektedir. Bu durumda kişilerin kendi pozisyonları veya tercihleri doğrudan bağlı değildir; bunun yerine değerlendirmenin bireyleri değil uyarıcılar arasındaki farklılıkları yansıttığı kabul edilmektedir. Dolayısıyla uyarıcı karşılaştırma verileri ölçekleme için uyarıcı odaklı bir yaklaşımı temsil etmektedir (McIver ve Carmines, 1981, s.12). Coombs tarafından ele alınan dördüncü veri türü benzerlik verisidir. Tüm uyarıcı çiftleri oluşturulmakta ve tüm bu çiftler kişilere sunulduktan sonra kişilere hangi çiftin daha çok benzer olduğu sorulmaktadır. Diğer veri tiplerinden farklı olarak, çiftlerin karşılaştırılacağı boyutlar hakkında kişilere herhangi bir açıklama yapılmamaktadır. Aksine araştırmacının çalışmasında keşfetmeyi umduğu şey budur. Benzerlik verisi uyarıcıların ölçeklemesini içermektedir, kişilerin değil. Bu açıdan uyarıcı karşılaştırma verisine benzemektedir (McIver ve Carmines, 1981, s.14).

2.4. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZ TÜRLERİ

Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi, herhangi iki nesne arasındaki yakınlıkları girdi verisi olarak kullanmaktadır. Yakınlık, iki nesnenin birbirine ne kadar benzer veya birbirinden ne kadar farklı olduğunu gösteren bir ölçüdür. Yakınlık verisini elde etmenin en genel yolu, kişilerin nesneler arasındaki psikolojik uzaklıkları direkt olarak yargılamasıdır. Benzerlik ve farklılık ölçüleri için kullanılan genel terim "yakınlık"tır ve δ_{ij} ile ifade edilmektedir (Kruskal ve Wish, 1978, s.10).

En yaygın kullanılan ÇBÖ prosedürleri uzaysal uzaklık modellerine dayanmaktadır. Bunlar benzerlik, farklılık veya diğer yakınlıkların, uzaysal bir gösterimdeki uzaklıklarla ilişkili olduğu kabul edilen geometrik modellerdir. Eğer veri aralıklı ölçekli ise, veriyi uzaklıklarla ilişkilendiren fonksiyonun genellikle homojen olmayan doğrusal bir fonksiyon olduğu varsayılmaktadır; bu doğrusal fonksiyonda eğim katsayısı ve ek sabit yer almaktadır. Eğer veri aralıklı ölçekte veya daha güçlü bir ölçekte elde edilmiş ise, Metrik Çok Boyutlu Ölçekleme kullanılmaktadır. Sıralı veri durumunda fonksiyonel ilişkinin genellikle monotonik

olduğu varsayılmaktadır. Bu fonksiyonel ilişki, benzerlik durumunda monotonik azalmayan, farklılık durumunda ise monotonik artmayan şekilde ortaya çıkmaktadır. Sıralı veri sıklıkla metrik olmayan veri olarak bilinmektedir ve buna ilişkin model ve analizler de Metrik Olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme adı altında anılmaktadır (Carroll ve Arabie, 1980, s.613).

Özetle, Çok Boyutlu Ölçekleme teknikleri girdi verilerinin hangi ölçek üzerinde ölçülebildiği ve sonuç olarak ne şekilde çıktı elde edebileceği konusuna bağlı olarak değişmektedir. Genel olarak Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nin, kullanılan girdi verilerinin ve çıktı bilgilerinin türlerine göre farklılaşan iki temel tipi Metrik Teknik (Klasik ÇBÖ) ve Metrik Olmayan Teknik olarak bilinmektedir (Green ve Carmone, 1970).

2.4.1. Metrik (Klasik) Çok Boyutlu Ölçekleme

Basitçe söylemek gerekirse ÇBÖ problemi Öklid'in tersidir. Yani, nesneler arasında bir dizi uzaklık göz önüne alındığında, bu nesnelerin uzaysal koordinatları bulunmaya çalışılmaktadır. ÇBÖ'de kullanılabilecek çeşitli uzaklık modelleri olmasına karşın, en yaygın kullanım Öklid uzaklığıdır. 1952'de Torgerson, Young ve Householder (1938) tarafından geliştirilen, aşağıdaki gibi ifade edilebilen ilk ÇBÖ modelini formüle etmek için cebirsel kavramlar uygulanmıştır (Knowles, 1992, s.10).

$$d_{ij}(X) = \left[\sum_k (x_{ik} - x_{jk})^2\right]^{1/2} \quad (1)$$

Verilen Öklid uzaklık modelinde k, girdi uzaklıklarını uygun bir şekilde tanımlamak için gereken boyut sayısıdır. x_{ik}, k boyutundaki i uyarıcısının değeri, x_{jk}, k boyutundaki j uyarıcısının değeridir. $D(X) = d_{ij}(X)$ kare matrisi Öklid uzaklıklarını göstermektedir ve X konfigürasyon matrisi olarak bilinmektedir. Nokta koordinatları, modeldeki uzaklıklar ile orijinal girdi verileri arasındaki uyumu en üst düzeye çıkaran iteratif teknikler kullanılarak tahmin edilmektedir. Torgerson'un orijinal tahmin prosedürleri metrik girdi gerektirmektedir. Diğer bir deyişle modeldeki uzaklıkların, girdi verisi ile orantılı olması gerekmekte, bu da verinin oransal ölçek seviyesinde olmasını gerektirmektedir (Knowles, 1992, s.10).

ÇBÖ, yakınlık matrisini $\Delta = \{\delta_{ij}\}$ kullanarak X konfigürasyon matrisini elde etmekte ve gerçek uzaklıklar ile konfigürasyon uzaklıkları arasındaki ilişki aşağıdaki fonksiyon ile gösterilmektedir.

$$f(\delta_{ij}) \rightarrow d_{ij}(X) \tag{2}$$

Buradaki f fonksiyonunun seçimi aynı zamanda ÇBÖ modelinin türünü de belirlemektedir. Dolayısıyla, ÇBÖ modeli, bazı f dönüşümlerinden sonra verilen yakınlıkların, konfigürasyon matrisinde (X) yer alan noktalar arasındaki uzaklıklara eşit olduğunu önermektedir.

$$f(\delta_{ij}) = d_{ij}(X) \tag{3}$$

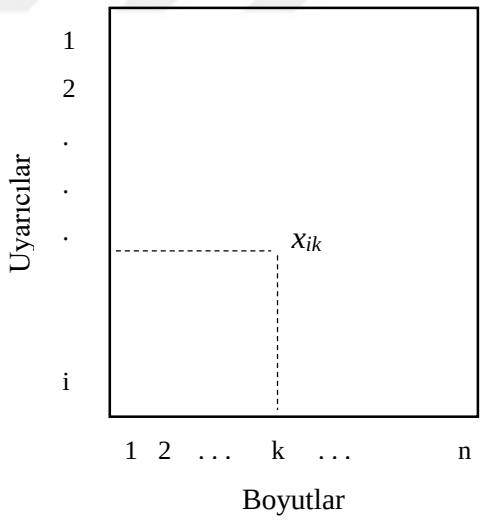
Yukarıdaki ilişkiyi tanımlayan formül yakınlıkların metrik özelliklerini kullanmaktadır. Örneğin $b(\delta_{ij}) = d_{ij}(X)$ formülünde, δ_{ij} değerini iki katına çıkarırsak, d_{ij}'yi de iki katına çıkarmalıyız. Amaç böyle bir ilişkiyi incelemek ise bu durumda, Richardson (1938) tarafından ortaya atılan metrik ÇBÖ kullanılmaktadır. Bu prosedür, noktalar arasındaki belirli uzaklıklardan (Öklid) konfigürasyon oluşturmak için bir yöntem öneren Young and Householder'ın (1938) teoremine dayanmaktadır. Torgerson ise (1958) bu yöntemi geliştirerek ve $a + b(\delta_{ij}) = d_{ij}(X)$ ilişkisini bulmayı amaçlamıştır. Verilen ilişkide, a ve b sırasıyla lineer fonksiyonun eğim ve sabit katsayılarıdır. Burada bir "ek sabit" tanımlanmış ve bu ek sabit satır yakınlıklarına eklenmiştir (Kruskal ve Wish, 1978, s.22). Böyle bir dönüşüm fonksiyonunu analiz eden yöntem de metrik ÇBÖ olarak bilinmektedir. Bu modeller dışında f fonksiyonu, yüksek dereceli polinom fonksiyonları, logaritmik fonksiyonlar veya üstel fonksiyonlar olarak tanımlanabilmektedir. Klasik Çok Boyutlu Ölçeklemede kullanılan algoritma aşağıdaki gibidir (Kruskal ve Wish, 1978, s.29).

1. Farklılıkların bulunması (δ_{ij})
2. A matrisinin bulunması, A=$\left[-\frac{1}{2}\delta_{ij}^2\right]$
3. B matrisinin bulunması, B=$\left[a_{ij-}a_{i.} - a_{.j} + a_{..}\right]$

4. B matrisinden öz değerlerin $\lambda_1,\ldots, \lambda_{n-1}$ ve ilgili öz vekörlerin $v_1,\ldots,v_{n-1}$ bulunması ve öz değerlerin azalan bir biçimde sıralanması sonucu *k* adet en büyük öz değerin bulunması ve uygun boyut sayısına (*k*) karar verilmesi.

5. *k* boyutlu Öklid uzayında *n* noktanın koordinatlarının bulunması

Metrik Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nde girdi matrisi kare ve simetriktir. Veri tek modlu iki yönlü ve ölçek türü aralıklı veya oransaldır. Farklılıklar ve uzaklıklar arasındaki ilişkinin lineer olduğu varsayılmaktadır. Klasik ÇBÖ'de algoritma, öncelikle ek sabitin tahmin edilmesiyle başlamakta, bir başka deyişle, farklılıklar (aralıklı ölçekte olduğu varsayılır) mutlak uzaklıklara (oransal ölçek) dönüştürülmektedir. Daha sonra, mutlak uzaklıklar skaler uzaklıklara dönüştürülmektedir. Son olarak uyarıcıların koordinatları Temel Bileşenler Analizi ya da başka bir faktörleme metodu yardımı ile tahmin edilmektedir. Uyarıcı koordinatlarının çıktısı dikdörtgen matris olarak elde edilmektedir. Girdilerin oransal ya da eşit aralıklı ölçekle elde edilmesine bağlı olarak, çıktıda elde edilen noktalar da oransal ya da eşit aralıklı olarak ölçeklenmektedir (Arce ve Garling, 1989, s.69).



Şekil 2: Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nin Çıktı Matrisi

Şekil 2'de gösterilen dikdörtgen çıktı matrisinde satırlar uyarıcıları, sütunlar boyutları göstermektedir. Her hücre x_{ik}, *k* boyutundaki *i* uyarıcısının koordinatını vermektedir. Bu matris sayesinde verinin *n* boyutlu uzaysal gösterimi elde edilmetedir.

2.4.2. Metrik Olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme

Metrik olmayan yaklaşım genellikle girdi matrisinin gerçek bir uzaklık matrisi yerine basit bir farklılık matrisi olduğu durumda kullanılmaktadır. Pratikte bu varsayım daha sıklıkla karşımıza çıkmaktadır. Metrik olmayan ölçeklemede *f,* yakınlıkların sırasını koruyan monoton bir fonksiyon olarak sınırlandırılmıştır. Başka bir deyişle, herhangi bir formül ile tanımlanmayan bir ilişki amaçlamak da mümkündür, yalnızca $f(\delta_{ij}) = d_{ij}(X)$ eşitliğinin artan bir yapıyı tanımlamasını isteyebiliriz. Buradaki ilişki yakınlıkların toplamı, çarpımı veya farkları ile ilgili değildir ve uzaklıkların sayısal değerleri yerine büyüklük sıraları kullanılmaktadır. Bu nedenle, metrik olmayan ÇBÖ, artan bir fonksiyonun veya alternatif olarak azalan bir fonksiyonun amaçlandığı ÇBÖ'yü tanımlamak için kullanılmaktadır (Kruskal ve Wish, 1978, s.22).

Metrik olmayan ÇBÖ'de girdi matrisi yine kare ve simetriktir. Veri tek modlu iki yönlü ve ölçek türü sıralıdır. Benzemezlikler ve uzaklıklar arasındaki ilişkinin monotonik olduğu varsayılmaktadır.

$$\delta_{ij} = f(d_{ij}) = f\left[\left[\sum_{k=1}^{n}\left|x_{ik} - x_{jk}\right|^{p}\right]^{1/p}\right] \quad (4)$$

$$d_{ij} < d_{i'j'} \Rightarrow f(d_{ij}) < f(d_{i'j'}) \text{ tüm } i,j,i',j' \text{ için} \quad (5)$$

Klasik ÇBÖ' de tek bir dönüşüm kullanılırken, metrik olmayan tekrarlanan ÇBÖ ile her farklı veri matrisi için farklı fonksiyon kullanılmaktadır. Metrik olmayan ÇBÖ'de öncelikle uyarıcılar bir düzlem veya uzayda rassal olarak gösterilmektedir. Noktalar arasındaki uzaklıklar hesaplanmakta ve monotonik olarak farklılıklara dönüştürülürmektedir (satır verisi sıralamasını koruyan uzaklıklar). Uzaklıklar ve farklılıklar arasındaki uyumu ölçmek için Stress fonksiyonu geliştirilmiştir. Çıktı formu klasik metrik modeldeki ile aynıdır (Arce ve Garling, 1989, s.71). Metrik olmayan Çok Boyutlu Ölçeklemede kullanılan algoritmanın analitik bir çözümü olmadığından, stress değeri iteratif bir yöntemle minimize edilmeye çalışılmaktadır.

Metrik Çok Boyutlu Ölçeklemede $f(\delta_{ij}) = d_{ij}(X)$ eşitliğinin sağlanması gerekmektedir ancak pratikte bu pek mümkün değildir. Metrik olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme durumunda bu eşitliğin $f(\delta_{ij}) \approx d_{ij}(X)$ şeklinde yazılması daha uygundur. Çünkü ÇBÖ gerçek uzaklıklar ile konfigürasyon uzaklıkları arasındaki farkı en az yapmaya çalışmaktadır. Açıkça δ_{ij} yaklaşık uzaklıkları vermekte ve düşük boyutlu uzayda, noktalar arasındaki gerçek uzaklıklara benzetilmeye çalışılmaktadır. Bu sebeple verinin konfigürasyona ne kadar iyi (ya da kötü) uyduğunu gösteren ve bunu tek bir sayı ile ifade eden kayıp fonksiyona ihtiyaç duyulmaktadır. Kayıp fonksiyon temsil hatalarını toplayan matematiksel bir ifadedir $[e_{ij} = f(\delta_{ij}) - d_{ij}(X)]$. Bu hataların kareleri toplamı Kruskal (1964) tarafından önerilen Stress değerini vermekte ve ÇBÖ' de kullanılan en yaygın kayıp fonksiyon olarak bilinmektedir (De Leeuw, 2005, Borg ve Groenen, 2005).

$$\text{Stress}=\sigma_r=\sigma_r(X) = \sum_{(i,j)}\left[f(\delta_{ij}) - d_{ij}(X)\right]^2 \quad (6)$$

Ancak ölçek farklılığını ortadan kaldırmak için Kruskal'ın (1964) önerdiği ölçek faktörü kullanılmalıdır ve bu durumda Stress fonksiyonu aşağıdaki şekli almaktadır; (Borg ve Groenen, 2005, s.42.)

Stress-1 formülü aşağıdaki gibidir

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{\sum_{ij}(\hat{d}_{ij} - d_{ij}(X))^2}{\sum_{ij} d_{ij}^2(X)}} \quad (7)$$

$\hat{d}_{ij}$, i ve j uyarıcısı arasındaki uzaklığın metrik tahmini= $f(\delta_{ij})$

Çok Boyutlu Ölçekleme, benzerlik, farklılık veya diğer nesne çiftleri arasındaki "yakınlık" ölçüleri formunda olan verilerin grafiksel gösterimini yapan metodlar topluluğudur. Veriler bu formda olmadığı sürece, nesnelerin tüm çiftlerini benzerlik ölçümlerinde elde etmek için ham veriler üzerinde bir dönüşüme ihtiyaç duyulmaktadır (Alvo ve Yu, 2014, s.12).

Eğer elimizde benzerlikler varsa, veya veri dönüşüm sonrası yaklaşık uzaklıklar olarak değerlendirilirse, aşağıdaki kayıp fonksiyonu minimize etmemiz gerekmektedir.

$$\sigma(X) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(\phi(\delta_{ij)} - d_{ij}(X))^2 \quad (8)$$

Sıfır ve bir arasındaki benzerlikler için örneğin negatif log dönüşümü kullanılabilir, $\phi(\delta) = -log(\delta)$. Veriye dönüşüm uyguladıktan sonra, metrik Çok Boyutlu Ölçeklemeye dönüş yapmış oluruz. Ancak negatif logaritma gibi elimizde tek bir sabit dönüşüm yoksa durum biraz daha karmaşık hale gelmektedir. Bazı durumlarda polinomal, eğrisel veya monoton dönüşüm gibi dönüşümler (ϕ) de uygulanabilmektedir. Bu durumda Kruskal formülündeki *X* konfigürasyon matrisi ve dönüşümler $\phi \in \Phi$ aşağıdaki gibi minimize edilmektedir:

$$\sigma(X, \phi) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(\phi(\delta_{ij)} - d_{ij}(X))^2 \quad (10)$$

Φ'nin tüm monoton dönüşümleri ifade ettiği durumda, metrik olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme kullanılmaktadır. Eğer Φ lineer dönüşümler sınıfında ise, ÇBÖ problemi ek sabit problemine (additive constant problem) dönüşmektedir. Satır koşullu durumla baş etmenin en basit yolu ise, her satır için ayrı ayrı yapılan dönüşümleri optimize etmektir (De Leeuw, 2005, s.8).

$$\sigma(X, \phi_1, \dots, \phi_n) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(\phi_i(\delta_{ij)} - d_{ij}(X))^2 \quad (11)$$

Analiz sonucunda sadece düşük boyutlu uzayda optimal nokta konfigürasyonunu değil, bunun yanında benzerlik veya benzemezliklerin optimal dönüşümünü de elde etmiş oluruz. Model uyumunu optimize eden veri dönüşümünü bulmak çoğunlukla *optimal ölçekleme* olarak ifade edilmektedir. Metrik olmayan ÇBÖ'de optimal dönüşüm *monoton regresyon* ile hesaplanmaktadır (De Leeuw, 2005, s.8).

2.5. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME ANALİZ SONUÇLARININ DEĞERLENDİRİLMESİ VE SMACOF ALGORİTMASI

SMACOF (Scaling by MAjorizing a COmplicated Function) paketi çok çeşitli ÇBÖ uygulamaları sağlamaktadır. Temel uygulama girdi verisinin simetrik farklılıklar matrisi şeklinde olduğu simetrik SMACOF algoritmasıdır. Bu algoritma yakınlıkların oransal, aralıklı, sıralı (metrik olmayan ÇBÖ) ve eğrisel dönüşümlerine izin vermektedir.

SMACOF, ÇBÖ problemini karmaşık fonksiyonların optimizasyonu ile çözmekte ve stress değerini en küçüklemeye çalışmaktadır. Klasik ölçekleme (Torgerson, 1952) gibi diğer ÇBÖ yaklaşımlarına kıyasla çeşitli esneklikler sunan bu yöntem uyum iyiliği ölçüleri açısından oldukça önemli sonuçlar vermektedir (Mair, Borg ve Rusch, 2016, s.773).

ÇBÖ Analizi'nde uzaklıklar ve farklılıklar arasındaki uyumu ölçmek için stress fonksiyonu kullanılmaktadır. Genel kural "Stress ne kadar küçükse, uyum da o kadar iyidir" şeklindedir. Bunun yanında boyut sayısı ne kadar fazla olursa stress o kadar az olmaktadır (Mair, Borg ve Rusch, 2016, s.772). Stress ölçüsünün yorumlanmasında Kruskal tarafından geliştirilen tolerans oranlarından yararlanılmaktadır. Bu oranlar

Stress ≥ 0.20	Kötü uyum
$0.10 \leq$ Stress < 0.20	Orta uyum
$0.05 \leq$ Stress < 0.10	İyi uyum
$0.025 \leq$ Stress < 0.05	Mükemmel uyum
$0 <$ Stress < 0.025	Tam uyum

şeklindedir (Mair, de Leeuw ve Groenen, 2015, s.8). Ancak Mair, Borg ve Rusch (2016), Kruskal'ın stress ölçüsü için önerdiği bu genel kuralın kusurlu olduğunu çünkü stresin değerlendirilmesinde dikkate alınması gereken farklı birçok yön olduğunu belirtmişlerdir. Borg, Groenen ve Mair (2017) "Applied Multidimensional Scaling and Unfolding" adlı kitapta Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nde kullanıcılar tarafından yapılan tipik hatalara işaret etmişlerdir. ÇBÖ sonuçları ile ilgili en sık

yapılan yanlışın, stresin mekanik olarak değerlendirilmesi, yani stresin çok yüksek olduğu ÇBÖ çözümlerinin direkt olarak reddedilmesi olduğunu belirtmişlerdir. Bu yazarlara göre bir ÇBÖ çözümü, stress değeri yüksek olsa bile, sağlam (robust) ve tekrarlanabilir olabilmektedir. Ayrıca stress, tüm yakınlıklar için özet bir endekstir ve verilen ÇBÖ uzayında belirli bir yakınlık değerinin ne kadar iyi temsil edildiğini kullanıcıya bildirmemektedir (Walesiak ve Dudek, 2017, s.522).

Stresi değerlendirirken dikkat edilmesi gereken önemli bir konu; gözlenen stress değerinin, rassal veriler için elde edilen beklenen stress değerinden her zaman daha küçük olmasıdır. Aksi durumda, ÇBÖ uzaklıklarını anlamlı bir şekilde yorumlamak imkansız olmakta çünkü bu durumda uzaklıklar veriyi gerçekçi bir şekilde temsil etmemektedir. Başka bir deyişle, ÇBÖ uzayındaki noktalar sabit olmamakta ve stress değerini etkilemeden keyfi olarak hareket edebilmektedirler (Borg, Groenen ve Mair, 2018, s.33).

Stress değerinin alt sınırı sıfırdır, üst sınır yani gerçekçi olarak alabildiğimiz en büyük stress değeri ise önemsizdir. Son yıllardaki yaklaşımlar, rassal farklılıklara dayanan ortalama stress (beklenen stress) değerinin üst kriter olarak kullanılmasının uygun olduğunu göstermektedir. Smacof algoritması ile nesne ve boyut sayısına ve kullanılan ÇBÖ analiz türüne bağlı olan rassal stress değerlerini hesaplamak mümkündür. Bu algoritma ile farklı nesne ve boyut sayıları için rassal bir uniform U (0,1) dağılımdan farklılıklar elde edilmekte, her senaryo tekrar tekrar gerçekleştirilmekte (örneğin T=500) ve ortalama rassal stress değeri bulunmaktadır (Borg, Groenen ve Mair, 2018, s.33). Bununla birlikte, çoğu uygulamada, bu üst sınırdan daha düşük bir stress değerine ulaşmak çok zor değildir ve stresin düşük olması her zaman anlamlı bir konfigürasyon elde edildiği anlamına gelmemektedir (Mair, de Leeuw ve Groenen, 2015, s.8). Klahr (1969) ise, farklılıkların rassal bir şekilde oluşturulduğu durumlarda n'nin küçük değerleri için bile iyi bir nokta konfigürasyonu elde etmenin genellikle mümkün olduğunu belirtmiştir (Cox ve Cox, 1994,s.79).

Daha modern yaklaşımlar, rassal farklılıklardan ziyade farklılık matrisinin permütasyonlarına odaklanmaktadır. Permütasyon testleri, özellikle küçük örneklerde

bazı dağılım varsayımlarının yerine getirilmediği birçok farklı test senaryosu için yaygın olarak kullanılmaktadır. Herhangi bir permütasyon testinin altında yatan ana fikir, sıfır hipotezi altında örnek üreten bir yeniden örnekleme senaryosu bulmaktır; böylece popülasyonun güçlü dağılım varsayımlarına bağlı olmayan bir örnekleme dağılımı elde edilmektedir. Permütasyon testi ile her bir tekrar için konfigürasyon matrisi $X^{(t)}$ ve buna karşılık bir stress değeri $\sigma(X^{(t)})$ elde edilmektedir. *T* tekrardan sonra, H_0 hipotezi altında stress değeri için bir örnekleme dağılımı oluşturulmaktadır. Bu dağılımın beklenen değeri, tipik olarak klasik rassal stress değerinden daha küçük olan ve verilerin temel özelliklerini dikkate alan bir stress değeridir (Mair, Borg ve Rusch, 2016, s.778).

ÇBÖ Analizi farklı başlangıç noktaları için farklı sonuçlar verebilmekte ve bu probleme yerel minimum problemi denilmektedir. Gerçek global minimumu bulmak için programları farklı rassal başlangıç noktalarından başlatmak gerekebilir (Akküçük, 2009, s.313). Konfigürasyonlar için elde edilen son çözüm başlangıç çözümlerinden etkilenmektedir. Varsayılan olarak, çoğu ÇBÖ programı başlangıç konfigürasyonu olarak klasik ölçekleme çözümünü kullanmaktadır. Klasik ölçekleme (Torgerson, 1952), sorunu analitik olarak ele alan ve esnek olmayan bir ÇBÖ tekniğidir. Ayrıca farklılık katsayıları için başlangıç konfigürasyonunu, öklid veya metrik özellikler olmadan klasik ölçekleme ile oluşturmak uygun değildir (Roux, 2008, 72). Klasik ölçekleme genellikle iyi bir ilk tahminde bulunmaktadır. Ancak, kullanıcı her zaman çoklu rassal başlangıçlara dayanarak uygunluğu kontrol etmeli veya teorik değerlendirmelere dayanan bir başlangıç çözümü sağlamalıdır. Smacof ile farklı başlangıç konfigürasyonları kullanılarak global minimuma ulaşılmaya çalışılmaktadır (Mair, Borg ve Rusch, 2016, s.774).

Özellikle Sosyal Bilimler alanında en popüler yaklaşım, farklılıkların sıralamasını koruyan dönüşümlerdir, yani farklılıkların sıralı bir ölçekte olduğu varsayılmaktadır. Dönüşümleri göstermek için ise Shepard diyagramından yararlanılmaktadır. Bir Shepard diyagramı, *x* ekseninde farklılıklar ve *y* ekseninde konfigürasyon uzaklıkları arasındaki dağılımın grafiğidir (Mair, de Leeuw ve Groenen, 2015, s.6) Bu grafik farklılıkların ve konfigürasyon uzaklıklarının birbirleriyle nasıl ilişkili olduğunu gösteren dönüşüm

fonksiyonunu hesaba katmaktadır. Böylece, Shepard diyagramı, farklılık dönüşümleri hakkında ayrıntılı bilgi vermektedir. Dönüşüm fonksiyonunun uyum iyiliği, hata kareler toplamı (RSS) ile ifade edilmektedir. ÇBÖ'de bu, eşitlik (6)'da verilen ham strese karşılık gelmektedir. Son olarak, bir dereceye kadar, Shepard diyagramları uç değerleri tespit etmeye yardımcı olmaktadır (Mair, Borg ve Rusch, 2016, s.775).

Shepard diyagramında her bir hata ayrı ayrı incelenmektedir. Sadece tek bir hataya bakmak yerine, her bir nesnenin grafik üzerinde ne kadar kötü bir şekilde yerleştirildiğini gösteren basit bir ölçü elde etmek mümkündür. Bu ölçü mevcut nesne ile diğer tüm nesneler arasındaki hata karelerinin ortalaması alınarak elde edilebilmektedir. Analize dahil edilen her nesne, strese katkıda bulunmaktadır. Bu bireysel stress katkıları "nokta başına stress" olarak adlandırılmaktadır. SPP (stress-per-point) yani nokta başına stress değeri, her bir nesnenin stress değerine yani modelin uyumsuzluğuna yüzde cinsinden ne kadar katkıda bulunduğunu göstermektedir. Nokta başına yüksek bir stress, bu noktanın kesin konumu hakkında emin olamadığımızı göstermektedir. Hatayı azaltmak için bu noktaların ek bir boyuta ihtiyaç duyduğuna işaret edebilir (Borg ve Groenen, 2005, s.45). Yüksek bir SPP, hatalı veri toplamadan kaynaklanabilir. Bunun yanında nesnelerin yüksek SPP'ye sahip olması, bu nesnelerin diğerlerinden farklı özelliklere sahip olduğuna ya da daha farklı algılandığına işaret edebilir (Mair, Borg ve Rusch, 2016, s.775)

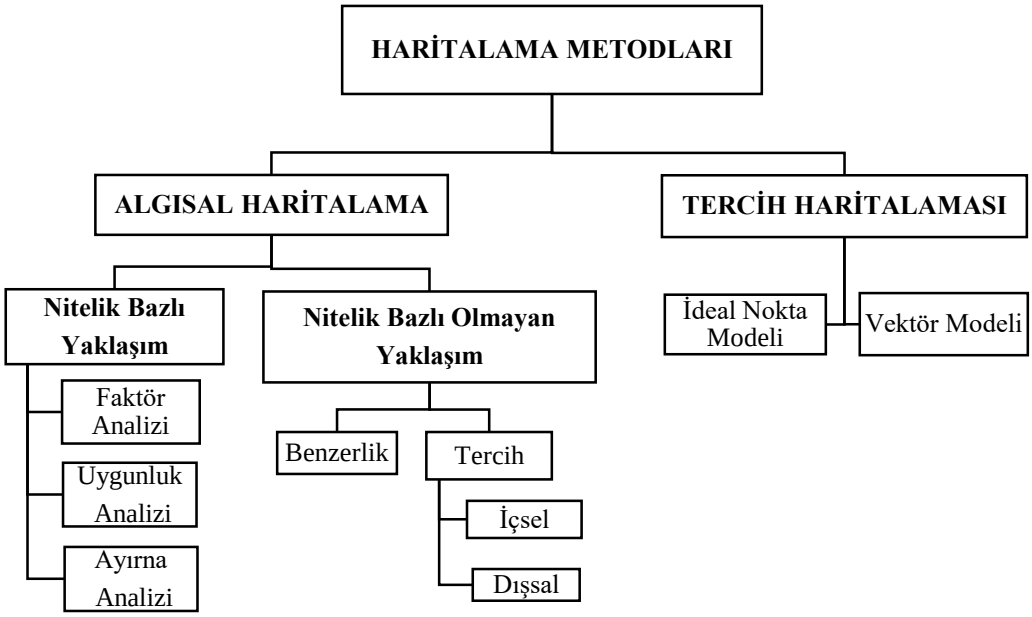
Sonuç olarak ÇBÖ sonuçları değerlendirilirken, boyut sayısı ve stress değeri dışında tekrarlanabilirlik, tutarlılık, teorik anlamlılık ve yorumlanabilirlik gibi hesaba katılması gereken başka faktörler de bulunmaktadır. Mair, de Leeuw ve Groenen (2015) araştırmacıların yargılarını sadece stress kurallarına dayandırmamaları gerektiğini ve ÇBÖ Analizi'nde uyum iyiliği değerlendirmesinin derinlemesine incelenmesi gerektiğini önemle vurgulamaktadır.

2.6. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEMENİN ARAŞTIRMA TASARIMI

Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'nin kökleri psikofizik ve psikometri alanlarında yapılan çalışmalara dayanmakla birlikte pazarlama araştırmalarında da yaygın olarak kullanılmaktadır (Sığırlı ve diğerleri, 2006). Psikometrik ölçüm

yapanlar ilk kez çoklu boyutlar üzerinde çeşitlenen şeyleri insanların nasıl algıladığının psikolojik ölçümlerini haritalayarak algısal haritalama tekniklerini geliştirmişlerdir. Pazarlamacılar Çok Boyutlu Ölçekleme metodlarını, nesneler üzerindeki müşteri algı ve önceliklerinin öklidyen uzaydaki bir haritada gösterilmesinde kullanmışlardır (Lilien ve Rangaswamy, 2004, s.128). Bu bölümde, Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemleri pazarlama araştırmaları ve tüketici tercih davranışı açısından değerlendirildiği için, kişiler için "tüketici" ve uyarıcılar için "ürün/marka" terminolojisi sıklıkla kullanılmıştır.

50'li ve 60'lı yıllarda, matematiksel psikologlar algıların ve tercihlerin birbiriyle nasıl ilişkili olduğuna dair teoriler geliştirmişlerdir. Bu araştırmacılar, nesneleri, algılanan benzerliklere göre ya da betimsel niteliklerdeki derecelendirmelere göre belirlenmiş bir çeşit algısal uzaya yerleştirmeyi amaçlanmışlardır. Her bireyin aynı zamanda uzaydaki ideal bir yöne sahip olduğu ve bu yönde daha uzak nesneleri tercih ettiği veya bu alanda ideal bir noktaya sahip olduğu ve nesneleri o noktaya yakın olarak tercih ettiğini ortaya koymuşlardır. 60'lı ve 70'li yıllarda pazarlama araştırmalarında ürün haritalarının kullanımı yaygınlaşmış ve ürünler arasındaki farklılıkların ve müşteri isteklerinin ortaya çıkarılmasında kullanılmıştır (Johnson, 1998, s.1).



Şekil 3: Haritalama Metodları Oluşturmak İçin Temel Yaklaşımla

Kaynak: Tull ve Hawkins, "Marketing Research: Measurement and Method", 1984, s.422

Pazarlamada, tüketici algılarını ve/veya tercihlerini ve bu tüketicilerin seçimlerini nasıl yaptıklarını görsel olarak sunan çeşitli haritalama teknikleri bulunmaktadır. Bu teknikler algıların ve tercihlerin kullanımına göre yani girdi verisinin yapısına bağlı olarak farklılık göstermektedir ve Algısal Haritalama ve Tercih Haritalaması olacak şekilde iki ana bölümde incelenmektedir (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.2).

Haritalama metodları üç ana kavramı temel almaktadır, tüketici algıları, tüketici tercihleri ve tüketici seçimleri. Algılar, tüketicilerin piyasada bulunan çeşitli önerilerle ilgili inançlarını ifade etmektedir (Örneğin, Volvo güvenli bir otomobil markasıdır). Tercihler, tüketicilerin zihinlerinde genel beğenileri açısından bir öneriyi diğerinin önüne koyma kararını verebildikleri zihinsel süreci ifade etmektedir (Örneğin BMW model otomobili Volvo marka otomobile tercih ederim). Seçimler ise, birden fazla öneri esasını yargılama ve satın alma sürecidir (Örneğin, BMW marka otomobilin test sürüşünü yapmak istiyorum). Ancak seçimler mutlaka satın alma anlamına gelmemektedir. Genel olarak, algılar tercihlerin oluşmasına sebep olmakta ve tercihler seçimlerin ortaya çıkmasını ve satın almayı tetiklemektedir. Buna rağmen, insanların mutlaka daha fazla tercih ettikleri ürünleri satın almalarına gerek yoktur. Örneğin birçok insan sağlıklı yiyecekleri daha az sağlıklı yiyeceklere tercih etmektedir ancak aynı zamanda bu kişiler seçimlerini yoğurt yerine patates cipsinden yana kullanmaktadır. Bunun yanında bazı durumlarda tercihler mutlaka algılar yoluyla elde edilmemektedir, kişiler tercihlerini yaparken geçmiş nedenlerden ve tecrübelerinden yararlanabilmektedir (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.2).

Algısal veriler sıklıkla ürün haritalarını oluşturmak için kullanılmaktadır. Ürün çiftlerine ilişkin genel benzerlik yargıları Çok Boyutlu Ölçekleme teknikleri kullanılarak analiz edilmektedir. Bununla birlikte, nitelik verisinin kullanımının artış göstermesiyle birlikte Faktör Analizi, Ayırma Analizi veya Uygunluk Analizi gibi

yöntemler sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır. Pazarlama araştırmalarında ürün alanlarını geliştirmek için tercih verileri de kullanılmaktadır (Johnson, 1998, s.1). Çünkü tüketicilerin tercihlerini anlamak ve tüketicilerin ürünleri değerlendirirken kullandıkları önemli nitelikleri belirlemek pazar araştırmaları açısından oldukça önemlidir. Tercih verilerinin analizi ile markaların/ürünlerin rakip markalara/ürünlere göre pazarda nasıl konumlandığını belirlemek mümkün olmakta ve pazarlamacılara önemli bilgiler sunulmaktadır (Altaş ve Akyol, 2014). Tercihlere dayalı olarak haritalar üretmek için ilk teknikler, 60'lı yılların başında geliştirilmiştir: bunlar her bireyin ideal bir noktaya sahip olduğunu varsayan Coombs'un Unfolding Yöntemi ve her bireyin uzayda tercih edilen bir yönü olduğunu varsayan Tucker'ın Bakış Açısı yaklaşımıdır. Carroll ve Chang, 1970 yılında önemli bir katkıda bulundukları vektör modellerinin özelleştirilmiş ideal nokta modelleri olabileceğini ve ideal noktaları tahmin etmek için ilk pratik yöntemin sağlandığını göstermiştir (Johnson, 1998, s.1).

Algılara dayalı haritaların yorumlanması kolaydır ve nesnelerin öneminin ortaya çıkarılması konusunda iyi sonuçlar vermektedir ancak genellikle bireysel tercihlerin tahmininde daha az başarılıdır. Bunun bir nedeni, daha kolay görünen ancak daha az öneme sahip belirleyici farklılıklara odaklanılmasıdır. Tercihlere dayalı haritalarda boyutların yorumlanması bazen zordur. Örneğin, kaynar sıcaklıktan ılıklığa kadar sıcaklık farklılıkları olan bir fincan kahve düşünün. Çoğumuz muhtemelen biraz orta sıcaklığı tercih eder ve her iki uç noktayı da reddederiz. Ancak, altta yatan sıcaklık ölçeğindeki farklılıkları belirlemek için herhangi bir algısal bilgi mevcut değilse, en aşırı sıcaklıktaki bardaklar tercih tabanlı bir haritada birbirine yakın olabilir, çünkü tek tanınan nitelik, her ikisinin de neredeyse herkes tarafından reddedildiğidir (Johnson, 1998, s.1). Her iki türdeki toplanmış haritalar için başka bir problem daha bulunmaktadır. Bir nesnenin (ürünün/markanın) harita üzerindeki konumu birçok kişinin algılamaları veya tercihlerinin ortalamasına dayanmaktadır. Bireyler farklı olduğundan, tek bir harita nadiren farklı kişilerin algılarını veya tercihlerini çok hassas bir şekilde tanımlayabilmektedir (Johnson, 1998, s.2).

Algısal haritalama tekniklerini, nesnelerle ilgili bireyden alınan yanıtların niteliğine göre sınıflandırmak mümkündür. Bu sınıflandırma nitelik bazlı olmayan

yaklaşım ve nitelik bazlı yaklaşım şeklinde yapılmaktadır. Nitelik bazlı olmayan yaklaşım, yalnızca bir nesnenin genel izlenimini veya değerlendirmesini ölçmekte ve daha sonra, bu algıları yansıtan çok boyutlu uzayda uzamsal konumlar elde etmeye çalışmaktadır. Nitelik bazlı yaklaşım ise, nesneler arasındaki benzerliği geliştirirken tanımlanmış bir nitelik kümesinin dikkate alındığı alternatif bir yöntemdir. Algısal haritalamanın örtülü varsayımı, katılımcının değerlendirmeler için kullanabileceği nesnel ya da algılanan ortak özellikler olduğu yönündedir. Bu nedenle, nesnelerin karşılaştırılabilir olması hayati önem taşımaktadır.

2.5.1. Nitelik Bazlı Yaklaşım

Nitelik bazlı yaklaşımlar, katılımcıların çok sayıda özellikte bir dizi markayı veya nesneyi değerlendirmesini gerektirmektedir. Bu değerlendirme genellikle semantik farklar ölçeği veya likert ölçeği ile yapılmaktadır. Nitelik bazlı haritalama tekniklerinin temel varsayımı, katılımcıların belirli niteliklere ilişkin derecelendirmelerinin veya kararlarının, tüketicilerin nesneler arasında ayırt ettiği temel veya gizli boyutların dışavurumu olmasıdır. Hem psikolojik teori hem de ampirik testler, tüketicilerin marka veya nesneleri karşılaştırmak için nispeten az boyut kullandıklarına dair varsayımın geçerli olduğunu göstermektedir. Ancak nitelik bazlı yaklaşımlarda, altta yatan boyutların tümüyle ortaya çıkarılması için araştırmacının tüketiciye niteliklerin tamamını sunması gerekmektedir (Tull ve Hawkins, 1984, s.422).

Tüm nitelik bazlı metodlar için ortak olan özellik; nesneler arasındaki benzerliği ortaya çıkarırken tanımlanmış nitelik setlerinin göz önüne alınmasıdır. Bu yaklaşımın avantajlarından biri algısal uzayın boyutlarının kesin bir şekilde belirlenmesidir. Çünkü cevaplayıcılar her nesne için çeşitli özellikleri ayrıntılı olarak değerlendirmeye almaktadırlar. İkinci avantajı ise, bu metodun nitelikleri ve nesneleri tek bir uzay üzerinde gösterebilmesidir. Bunun dışında nitelik bazlı yaklaşımların dört dezavantajından bahsedilmektedir. Birincisi, nesneler arasındaki benzerlik yalnızca katılımcıların değerlendirmeye aldığı niteliklerle sınırlıdır. İkinci olarak, araştırmacı toplam benzerliği temsil etmek için bu nitelikleri birleştiren bazı yöntemler olduğunu varsaymaktadır ve seçilen yöntem katılımcıların düşüncelerini temsil etmeyebilir.

Üçüncüsü, özellikle seçim nesnelerinin sayısı arttıkça, veri toplama çabası önemli hale gelmektedir. Son olarak, sonuçlar genellikle her bir katılımcı için mevcut değildir (Hair ve Diğerleri, 1998, s.532).

Algısal haritalama teknikleri, gözlemlenebilir nitelikler üzerindeki tüketici algılarından oluşan bir veri matrisindeki temel yapı hakkında bilgi elde etmek için sistematik bir yöntem sunmaktadır. Nitelik bazlı veriyi kullanarak bu işlemi yapan bir çok yöntem olmasına rağmen Hauser ve Koppelman (1979) Faktör Analizi'ni önermiştir. Nitelik bazlı yaklaşımlarda sıklıkla kullanılan yöntemlerden biri olan Faktör Analizi'nin esas amacı, ürün özelliklerini belirten verilerin boyut ve faktörlerine göre anlamlı olacak şekilde indirgenmesidir. Faktörlerin tanımlanmasından sonra markaların bu faktörlere göre derecelendirilmesi algısal uzayda konumlandırılmak üzere kullanılmaktadır. Faktör Analizi değişkenler arasında (burada nitelikler) karşılıklı ilişkiyi ve altta yatan yapıyı ortaya çıkarmaya yarayan bir tekniktir. Bu yöntem, bir dizi farklı alternatif (markalar, ürün sınıfları veya diğer nesneler) için niteliklerin değerlerinden oluşan bir veri matrisine dayanmaktadır. Özellikle, veri matrisinde çok fazla bilgi kaybına sebep olmadan niteliklerin gruplandırılabilir ya da daha küçük bir alt kümeye yoğunlaştırılabilir olup olmadığı bu yöntem ile bulunabilmektedir. Faktör Analizi sonucunda elde edilen algısal haritada faktör yükleri matrisi nitelik vektörleri olarak gösterilmektedir. Burada bir nitelik ve faktör arasındaki korelasyon, o nitelik vektörü ve ilgili faktör arasındaki açısının kosünüsüne eşittir (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.4).

Ayırma Analizi, nitelik bazlı algısal haritalar üretmek için kullanılan bir diğer yöntemdir. Ayırma Analizi'nde de Faktör Analizi'nde olduğu gibi ürün veya marka özellikleri katılımcılar tarafından puanlanmakta ve amaç verilerin boyutlarına göre anlamlı olacak şekilde indirgenmesidir. Ancak Ayırma Analizi'nde Faktör Analizi'nden farklı olarak markalar arası farklılıklar değerlendirilmektedir. Başka bir deyişle markalar arası yüksek farklılığa sebep olacak özellik değerlendirmeleri hesaba katılmaktadır. Ayırma Analizi'nde gözlem değeri kümeleri farklı grupları temsil etmektedir. Adından da anlaşılacağı gibi Ayırma Analizi grupların ayrıştırılmasını

sağlayacak boyutları ortaya koymaktadır (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.4).

Uygunluk Analizi, iki yönlü ve ikili verilerin analizi için kullanılabilecek başka bir nitelik bazlı uzaysal prosedürdür. Uygunluk Analizi sonucunda elde edilen uzayda sıra ve sütun nesneleri arasındaki geometrik ilişkilerin yorumlanmasına ilişkin sorunlar yaşanmaktadır (DeSarbo, 2010, s.3). Bunun sebebi ham verilerden ziyade frekans dağılımlarının profillerinin kullanılmasıdır.

2.5.2. Nitelik Bazlı Olmayan Yaklaşım

Çoğunlukla Çok Boyutlu Ölçekleme teknikleri ile ilişkili olan bu yaklaşım benzerliklerin genel ölçümlerine dayanmaktadır (Hair ve diğerleri, 1998, s.531). Bu yaklaşımda tüketiciler markaları her bir özellik için puanlamazlar, bunun yerine markaları benzerliklerine veya daha nadir olarak tercihlerine göre puanlarlar. Yani araştırmacı nitelikleri önceden sağlamamakta ve cevaplayıcılar kararlarını verirken normal, örtük kritelerini kullanmaktadırlar (Tull ve Hawkins, 1984, s.426).

Bu yaklaşımın iki önemli avantajı vardır. Birincisi, cevaplayıcıların nesneler ile ilgili genel algılarını belirtmelerini gerektirmesidir. Cevaplayıcılar değerlendirme sırasında nitelikleri detaylandırmazlar. İkincisi, her cevaplayıcı nesneler arasındaki benzerliklerin tam bir değerlendirmesini vermekte ve algısal haritalama her bir cevaplayıcı için üretilmektedir. Bu metodların dezavantajlarından biri ise, nesnelerin değerlendirmesine ait temel boyutları belirlemek için araştırmacının objektif bir dayanağa sahip olmamasıdır (Hair ve diğerleri, 1998, s.531).

2.5.3. Benzerlik ve Tercih Verisi

Araştırmacı, incelenecek nesneleri seçtikten sonra değerlendirme temelini seçmelidir. Benzerlik verisinde, katılımcı karşılaştırma yaparken "iyi-kötü" değerlendirme yönlerini uygulamamaktadır. Bununla birlikte, algılanan özelliklerin farklı kombinasyonlarının diğer kombinasyonlardan daha yüksek değer aldığını varsayan tercih verileri içinde "iyi kötü" değerlendirmesi yapılmaktadır. Her iki karşılaştırma şekli, algısal haritalar geliştirmek için kullanılmakta, ancak farklı şekilde yorumlanmaktadır.

Benzerlik temelli algısal haritalar, nitelik benzerliklerini ve karşılaştırmanın algısal boyutlarını temsil etmekte, ancak kişilerin seçimlerini belirleyen faktörlere ilişkin herhangi bir fikir yansıtmamaktadır. Tercih temelli algısal haritalar ise tercih edilen seçenekleri yansıtmaktadır. Ancak katılımcıların seçimleri benzerlik temelli pozisyonlara karşılık gelmeyebilir. Bunun sebebi kişilerin seçimlerini tamamen farklı boyutlara veya ölçütlere dayandırmalarıdır. Bu iki veri türü arasında karar vermek için optimal bir dayanak yoktur, ancak benzerlik ve tercih verisi arasındaki karar nihai araştırma sorusu dikkate alınarak yapılmalıdır çünkü temsil ettikleri şey temelde farklıdır (Hair ve diğerleri, 1998, s.529).

Tercih verisi, araştırmacının nesnelerin yerini algısal haritada görmesine izin vermekte ve bu harita üzerindeki uzaklıklar tercih farklılıklarına işaret etmektedir. Bu prosedür yararlıdır, çünkü bir bireyin bir tercih açısında nesneleri algılayışı, benzerlik açısından olandan farklı olabilmektedir; Yani, belirli bir boyut, iki nesne arasındaki farklılıkları tanımlamada çok yararlı olabilir, ancak tercihin belirlenmesinde bir sonuç doğurmayabilir. Bu nedenle, iki nesne, benzerlik temelli bir haritada farklı olarak algılanabilir, ancak tercih tabanlı bir haritada benzer olabilir (Hair ve diğerleri, 1998, s.536).

Benzerlikler ve tercihler için farklı veri toplama yöntemleri bulunmaktadır. Benzerlik verisi toplarken, araştırmacı hangi nesnelerin birbirine en benzer hangilerinin birbirinden en farklı olduğunu belirlemeye çalışmaktadır. Farklılık ve benzerlik terimleri, nesneler arasındaki farkların ölçümünü temsil etmek için genellikle birbirinin yerine kullanılmaktadır. Benzerlik ölçüsünde her nesne çiftine ilişkin karşılaştırmalar yapılmaktadır. Yanıtlayıcıların uyarıcılar arasındaki benzerliklere ilişkin algılarını elde etmek için yaygın olarak kullanılan birkaç prosedür bulunmaktadır. Her prosedür, herhangi bir uyarıcı çifti arasındaki göreli farkların ölçülmesi gerektiği düşüncesine dayanmakta, böylece araştırmacı bir nesne çiftinin diğer nesne çifti ile az çok benzer olup olmadığını belirleyebilmektedir (Hair ve diğerleri, 1998, s.534).

Benzerlik kararlarının alınması için en yaygın kullanılan yöntem, ikili karşılaştırma nesnelerdir; bu yöntemde yanıtlayıcıdan, tüm nesne çiftlerine ilişkin benzerlikleri basitçe sıralamaları veya oranlamaları istenir. Eğer elimizde *A*, *B*, *C*, *D* ve

E uyarıcıları varsa, $\overline{AB}$, $\overline{AC}$, $\overline{AD}$, $\overline{AE}$, $\overline{BC}$, $\overline{BD}$, $\overline{BE}$, $\overline{CD}$, $\overline{CE}$ uyarıcı çiftlerini en benzer olandan en benzemez olana doğru sıralayabiliriz. Örneğin, *AB* çiftine verilen sıra 1 olsun, böylece cevaplayıcının bu iki uyarıcıyı birbirine en benzer gördüğünü varsayarız. Bu prosedür benzerliklerin metrik olmayan ölçümünü vermektedir. Benzerliklerin metrik ölçümü ise benzerliklerin puanlamasını içermektedir (Hair ve diğerleri, 1998, s.535).

Tercih, uyarıcıların üstünlük ilişkileri açısından yargılanması gerektiğini ima etmektedir; yani uyarıcılar, bazı niteliklerin tercihi açısından sıralanmaktadır. Örneğin *A* markası *C* markasına tercih edilir. En yaygın kullanılan tercih verisi toplama yöntemi doğrudan sıralama ve ikili karşılaştırma yöntemleridir. Doğrudan sıralama yönteminde, her katılımcı nesneleri en çok tercih edilenden en az tercih edilene doğru sıralamaktadır. Metrik olmayan benzerlik verisi toplamak için çok popüler bir metodtur, çünkü az sayıda nesne için yönetilmesi kolaydır. Benzerlik verisi toplamak için kullanılan ikili karşılaştırma yöntemi aynı zamanda tercih verisi toplamak için de kullanılmaktadır. Bu yöntemde kişilere mümkün tüm nesne çiftleri sunulmakta ve her çiftin üyesinden hangisini tercih ettiğini belirtmesi istenmektedir. Araştırmacı, her karşılaştırma için doğrudan sıralamadan daha ayrıntılı olan açık veriyi bu şekilde toplamaktadır. Bu yöntemin temel dezavantajı az sayıda nesne olduğunda bile karşılaştırılacak nesne çifti sayısının çok olmasıdır. Örneğin 10 nesne için, 45 ikili karşılaştırma vardır ve bu durum bir çok araştırma için çok fazla iş yükü demektir (Hair ve diğerleri, 1998, s.536).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

ÇOK BOYUTLU UNFOLDING TEORİSİ

3.1. TEMEL KAVRAMLAR

Bireylerin tercihleri arasındaki farkla ilgilenen temel uzaklık modeli Unfolding modelidir. Unfolding yönteminin, özellikle yirminci yüzyılın ilk yarısında, psikolojik ve sosyal bilimlerde kullanılan ölçekleme fikrine yapılan katkılarda önemli rolü vardır. O dönemde, doğrudan fiziksel süreçle ilgisi olmayan şeylerin de ölçümünün mümkün olduğu farkedilmiştir (Busing, 2010, s.8). Unfolding ile ilgili ilk çalışmalar, 1950 yılında Thurstone'ın öğrencisi olan Coombs'un, tercih sıralamalarının metrik bilgi içerdiğini gösteren çalışmasını yayınlaması ile başlamıştır. Daha sonra bu çalışma Thurstone'dan esinlenerek ikili karşılaştırma metodu ile ölçüm yapma fikri üzerine inşa edilmiştir. De Soete, Feger ve Klauer (1989) tarihsel olarak, psikolojik seçim modellemesine yapılan en önemli iki katkının şüphesiz Thurstone'un (1927) karşılaştırmalı karar yasası ve Coombs'un (1950, 1964) Unfolding teorisi olduğuna dikkat çekmektedir (Mackay, 2006, s.531). Ünlü Gutmann ölçeği ile, maddelerin yanında kişilerin de ölçeklenebileceği gösterilmiştir. Gutmann sadece kalitatif veri üzerinde durmuş ve dağılımla ilgili bir varsayım yapmamıştır. Coombs 1950 yılında ortak diziyi (joint continuum) başlatan ve *J* ölçeği adını alan yeni bir ölçek geliştirmiştir. Bu ölçekte bireyler ve uyarıcılar sabit konumlara sahiptir ve bu ölçek aralıklı ve sıralı ölçeğin arasına düşmektedir. Kişilerin pozisyonları, onların ideal noktalarını göstermektedir. Yani kişiye, iki uyarıcıdan hangisini seçeceği sorulduğunda, bu ideal nokta kişinin seçtiği pozisyona yakın konumlandırılmaktadır. Unfolding yönteminde, kişilerin tercih sıralamaları (*I* ölçekleri) veriyi oluşturmakta ve amaç *J* ölçeğine ulaşmaktır (Busing, 2010, s.8). Coombs'un (1950) Unfolding modelinin kısıtlamalarından biri, tek bir gizli süreklilikle sınırlandırılmış olmasıdır (Thompson, 2014, s.6). Coombs (1950) ilk resmi Unfolding modelini önermiş olsa da, Unfolding'e ilişkin kavramlar Thurstone'un daha önceki çalışmasında (1927; 1928) yer almaktadır. Thurstone, tutum sürekliliğinde bireylerin konumları için resmi bir model önermese de, aynı sürekli ortamdaki anket maddelerinin konumunu ölçeklendirdikten sonra bireylerin konumunu belirlemek için bir gerekçe sunmuştur. Üstelik, Thurstone'un gerekçesi, ideal nokta yanıt süreci kavramıyla da tutarlıdır. Öte

yandan Likert (1932), anket maddelerini ölçeklendirmeden bireyleri ölçmek için bir yöntem önermiştir ve bu yaklaşım, baskınlığa (dominance) dayalı yanıt süreci kavramıyla tutarlıdır (Thompson, 2014, s.10). Daha sonra Bennett ve Hays (1960), Coombs'un ortaya attığı Unfolding modellerini birden çok boyuta genişletmişlerdir. Çok Boyutlu Unfolding (ÇBU) durumunda, tercihler tek bir uyarıcının birden fazla özelliğine dayanmaktadır. Bu modele göre, bireyler her boyut üzerinde ideal bir noktaya sahiptir. Uyarıcıların genel tercih sıralamaları, boyutlar boyunca uyarıcılar ile ideal noktaların ne kadar yakın olduğunun bir fonksiyonudur (Thompson, 2014, s.6). Unfolding Analizi'nin çok boyutlu uzantısındaki amacı, hem kişi hem de uyarıcı noktalarının ortak bir uzayda ölçeklendirilmesidir. Bu nedenle, bir kişiye kendi ideal noktası denmektedir ve ölçeklendirme, tercih sıraları uzaya mükemmel bir şekilde açıldığı ölçüde başarılıdır (Rodgers ve Young, 1981, s.51). Tek boyutlu Unfolding modelinin çoklu boyutlara yayılması teorik olarak iyi bir temeldedir. Ancak, matematiksel zorluklar bu modellerin uygulanması zorlaştırmaktadır.

Sonuç olarak, Bennett ve Hays'in Çok Boyutlu Unfolding yaklaşımı Çok Boyutlu Ölçekleme alanı ile harmanlanmıştır. Çok Boyutlu Ölçekleme, benzerlik veya farklılık kararlarına (örneğin, sıralamalar veya derecelendirmeler) dayalı çok boyutlu uzayda noktaların bulunması için bir yöntem sağlamaktadır. Benzerlik veya benzemezlik, noktalar arasındaki uzaklıkların bir göstergesidir. Bennett ve Hays'in çalışmasıyla birleştirildiğinde, bu yaklaşım hem kişileri hem de uyarıcıları konumlandıran D-boyutlu bir uzayda tercih sıralamasını modellemektedir (Thompson, 2014, s.6). Coombs (1950) ve Bennett ve Hays (1960) tarafından yapılan ilk çalışmalarda verinin sıralı ve koşullu olduğu varsayılmaktadır. Sonraki çalışmalar ve bilgisayar programlarındaki gelişmeler metrik ve/veya koşulsuz verinin de analiz edilmesine olanak sağlamıştır. Unfolding, sadece kişilerin nesne tercihlerine ilişkin veri ile sınırlı değildir ancak bu model her türlü iki modlu-iki yönlü veri matrisine uygulanabilmektedir (Carroll ve Arabie, 1980, s.625).

Coombs ve çalışma arkadaşlarının Unfolding yöntemine kavramsal düzeyde büyük etkisi olmuştur. Ancak önerilen çözüm yöntemleri uygulanabilir değildir. Shepard'a (1962) göre, bu metodlar sıralı veri için metrik olmayan sonuçlar vermektedir. Böylece bilgisayar programında uygulanacak algoritmalar geliştirmek zorlaşmaktadır.

Bu problemle başa çıkmak için metrik Unfolding yöntemi geliştirmiştir ve bu yöntem 1960 yılında kişi sıralamalarının korelasyon matrisinin faktör analizini yapan Coombs ve Kao tarafından başlatılmıştır. Bu yolla, "sosyal fayda boyutu" olarak elde edilen fazladan bir boyutun elimine edilmesinden sonra, tercih uzayının koordinatları bulunabilmektedir (Busing, 2010, s.9). Roskam 1968'de yayınladığı doktora tezinde Stress-2 olarak bilinen kayıp fonksiyonu tanıtmış ve tercih veri analizi için bir araç olan metrik olmayan Unfolding modelinin ilk sistematik çalışmasını sunmuştur. Bu çalışma, dejenere sonuçların elde edilemesini önlemek adına kayıp fonsiyonun ihtiyacı olan adaptasyonun yapıldığı ilk çalışmadır. Yine de Roskam Stress-2'yi kullanmasına rağmen tatmin edici olmayan sonuçlar elde etmiştir (Busing, 2010, s.11).

Unfolding, tercih seçimleri için kullanılan bir modeldir, ve bu model, farklı kişilerin çeşitli uyarıcıları aynı şekilde algıladıklarını ve bireyler arasındaki farklılığın ana kaynağının, uyarıcılarla ilgili yapılan farklı değerlendirmeler olduğunu varsaymaktadır. Yani, tüm Unfolding tekniklerinde girdi verisi cevaplayıcıların algılarının homojen olduğunu varsaymaktadır, aksi durumda algıdaki farklılıklar tercihlerdeki farklılık ile karıştırılabilmektedir. Yani kişiler uyarıcıların algılamalarında olduğu gibi, değerlendirmelerinde de farklılık gösteriyorsa, Unfolding Analizi kavramsal uzayı doğru bir şekilde elde edememektedir ve uyumun kötü olmasının sebebinin algıların farklı olmasından mı yoksa uzaklık modelinin uygun olmadığından mı kaynaklandığına karar vermek mümkün olmayacaktır (Green ve Carmone, 1969).

Unfolding için yukarıda yapılan en önemli kavramsal varsayımın yanında Coombs'un önerdiği bazı koşullar önem taşımaktadır. Coombs, Unfolding yöntemini, altta yatan boyutun doğasından oldukça emin olabileceği verilerle kullanmayı uygun görmüştür ve tekniğin iyi çalışması için dört koşul önermiştir. Birincisi, uyarıcılar arasındaki fark göreli olarak büyük olmalıdır. İkincisi, uyarıcı ayırdedilebilir olmalıdır. Üçüncüsü, her uyarıcı, tüm kişiler için tek bir genotip ölçeği konumuna sahip olmalıdır - diğer bir deyişle, tüm kişiler, uyarıcılarla ilgili farklı tercihlere sahip olmalarına rağmen, uyarıcıların konumları konusunda hem fikirdirler. Dördüncüsü, her bireyin tüm uyarıcılar için tek bir genotip ölçeği pozisyonu olması gerekmektedir - yani uyarıcıları tek bir noktada yerleştirmelidir (Blalock, 1974, s.15). Unfolding model aynı zamanda tüm

kişilerin tercih fonksiyonunun tek zirveye (single-peaked) sahip olduğunu ve uzaklıklarda monoton olduğunu varsaymaktadır (Amodio, 2014, s.12).

Tüm bahsedilen varsayımların yanında, Unfolding Analizi'nde kullanılan örnek hacmi ile yeterli kaynağa ulaşılamamıştır. Ancak genel olarak çok büyük örnekler için ortak uzay gösterimi yapmanın uygun olmadığı görülmektedir çünkü çok fazla iç içe geçmiş ideal noktanın olması haritanın yorumlanmasını neredeyse imkansız hale getirmektedir. Bu soruna alternatif olarak, çok sayıda kişinin belirli sayıda kümeye ayrıldıktan sonra analize dahil edilmesi ve yorumlamanın türetilen kümeler üzerinden yapılması önerilmektedir (Wierenga vd., 2012, s.191).

Unfolding modelde veri genellikle tercih skorları şeklindedir. Bu veriler iki set (bireyler ve nesneler) arasındaki yakınlıklar olarak ele alınmaktadır. Teknik olarak Unfolding, set-içi yakınlıkların kayıp olduğu ÇBÖ Analizi'nin özel bir durumudur. Kişiler geometrik uzayda "ideal" noktalar olarak gösterilmekte, böylelikle her ideal nokta ile nesne noktası arasındaki uzaklık tercih skorunu vermektedir. Başka bir deyişle, her kişinin, ideal nokta olarak temsil edilen bir ideal nesnesi olduğu varsayılmakta ve bu ideal noktalar (kişiler) ile gerçek nesneler aynı uzayda gösterilmektedir. Eğer bir kişinin bir nesne için güçlü bir tercihi varsa, ilgili uzaklık küçük olmalıdır. Tam tersi durumda yani kişinin tercihi zayıf ise, uzaklık göreli olarak büyük olmalıdır (Velden ve diğerleri, 2011, s.6). Yani ideal noktalar ve nesne noktaları arasındaki uzaklıklar kişilerin nesne tercihleri ile ters ilişki içerisindedir. Tercih ilişkileri böylelikle ideal noktalar ve gerçek nesneler arasındaki benzerlik ilişkileri olarak kabul edilmektedir. Burada bahsedilen göreli uzaklık kavramı, uzay üzerindeki metrik bir duruma işaret etmektedir. Bennett ve Hays (1960) bu metrik durumun Öklidyen olduğunu varsaymıştır (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.144).

Buradan yola çıkarak, Unfolding Analizi'nin amacı kişilerin nesneler için belirttiği tercihleri kullanarak, her ideal noktanın ve nesnelerin düşük boyutlu bir geometrik uzayda konumunu belirlemektir (Curini, 2009, s.4). Eğer kişiler nesneleri değerlendirmek için tek bir kriter kullanıyorlarsa geometrik uzay tek boyutludur. Bu durumda tek bir boyut kişilerin ve nesne noktalarının gösterimi için yeterli olmaktadır. Diğer durumda, kişiler tercihlerini yaparken çeşitli kriterler kullanıyorlarsa çok boyutlu

uzaya ihtiyaç duyulmaktadır. Unfolding çok boyutlu tercihleri analiz eden bir tekniktir. Unfolding tekniği hem ölçekleme kriteri hem de bir ölçekleme yöntemi olarak kabul edilmektedir. Bu noktada ölçekleme kriteri ile ölçekleme yöntemi arasındaki ayrımın yapılması önem taşımaktadır. Eğer teknik, tek boyutlu bir gizli niteliğin gözlemlenen davranışı açıklayabileceği hipotezini test etmek için kullanılırsa; bu durumda bir *ölçekleme kriteri* olmaktadır. Öte yandan teknik, tek boyutlu bir ölçek oluşturmak için kullanılırsa, bu durumda ise *ölçekleme yöntemi* olmaktadır. Tüm ölçekleme teknikleri belirtilen iki yeteneğe sahiptir, ancak iki amaç için göreceli yetenekleri açısından farklılık göstermektedirler (Coombs, 1964, s.82).

3.2. ÇOK BOYUTLU ÖLÇEKLEME VE ÇOK BOYUTLU UNFOLDING ANALİZİ ARASINDAKİ İLİŞKİ

Coombs'un yaklaşımının (1964) hem kişi hem de uyarıcı noktalarını kapsayan gösterimi ile Çok Boyutlu Ölçekleme'yi bir adım ileri taşıdığından bahsedilmişti. Çok Boyutlu Unfolding olarak bilinen Coombs'un yaklaşımı tercihleri analiz etmektedir ve her kişiyi bir ideal nokta olarak sunmaktadır veya varsayımsal uyarıcı en çok istenen uyarıcı özelliklerinin kombinasyonu şeklinde oluşturulmaktadır. Buradaki hedef, algılanan uyarıcı yapısı ile uyarıcılara karşı davranışsal tepkiler arasındaki ilişkileri anlamaktır (Knowles, 1992, s.3). ÇBU ile ilişkili çok çeşitli veri toplama teknikleri, anket çalışmalarında kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Bu teknikler ÇBU yaklaşımını kullanan önemli sayıda psikolojik araştırmanın ortaya çıkmasına sebep olmuştur. Örneğin, Lee ve Lee (1983) çocukların gündelik inançlarının yapısını araştırmak için ÇBU Analizi'ni kullanmıştır, Bonn ve Tafarodi (2013) iyi bir hayat sürmek için kullanılan kriterleri incelemek için ÇBU Analizi'ni uygulamıştır, kişilerin politik görüşlerine göre gazete tercihlerini ortaya koymak için Amodio (2014) yine ÇBU Analizi'nden yararlanmıştır. ÇBU Analizi'nin çok çeşitli alanlarda uygulaması yapılmakta, özellikle de pazarlama araştırmalarında tüketici davranışlarını ölçmek için sıklıkla kullanılmaktadır.

ÇBU'nun altında yatan psikolojiyi ele alırsak; ÇBU yaklaşımları bir kişinin bir uyarıcıya yönelik tercihinin, uyarıcının her algısal boyuttaki konumu için kısmi tercihlerinin bir fonksiyonu olduğunu iddia etmektedir. Bu durum araştırmacının, uyarıcıları özelliklerin bir bileşimi olarak ele almasına izin vermektedir (Knowles, 1992,

s.4). Raporlanan ÇBU ve ÇBÖ uygulamalarının incelemesinde, Green (1975) ÇBU uygulamalarının tahminden çok tanı şeklinde olduğunu vurgulamıştır (Knowles, 1992, s.6).

ÇBÖ ve ÇBU, girdi verisinin uyarıcılar arasındaki psikolojik uzaklığı temsil ettiği ve çok boyutlu uzayda uyarıcıların haritasını çıkartan istatistiksel teknikler sınıfını ifade etmektedir. ÇBU/ÇBÖ tüketici tercih ve algılarını etkileyen uyarıcı boyutlarının belirlenmesinde kullanılan tekniklerdir. Kişilerin tercihlerinin analizi Unfolding teknikler olarak anılırken benzerliklere ilişkin algıların analizi ölçekleme teknikleri olarak anılmaktadır (Knowles, 1992, s.7).

ÇBÖ'nün amacı, minimum boyutlu bir uzayda, ilgili boyutların her birindeki uyarıcı kümelerinin projeksiyonlarını belirlemektir (Torgerson, 1958). ÇBU'nun amacı ise, hem uyarıcıların hem de kişilerin yansımalarını minimum boyutlu bir uzayda yeniden belirlemektir. ÇBÖ algoritmalarının metrik olmayan versiyonları sadece nesneler arasındaki benzerliği temsil eden sıralama verilerini gerektirmekte ve bu nesneler için metrik uzaysal koordinatları çıkarmaktadır. Çok çeşitli veri toplama teknikleri sıralama ve ikili karşılaştırma yöntemleri de dahil olmak üzere bu gereksinimleri karşılamaktadır. ÇBU ise hem tercih hem de benzerlik verisini analiz edebilmektedir (Knowles, 1992, s.9).

3.3. TEK BOYUTLU UNFOLDING

Unfolding kavramı, psikolojik ölçekleme literatürüne dayanmaktadır. Coombs (1950), uyarıcılar arasında öncelik sıralamalarına dayanan Unfolding modelini açıkça öne süren ilk kişidir. Coombs'un modeli tek seçimli (single-peaked) tercih fonksiyonları üretmektedir. Bu kavramsallaştırma, bireylerin ve uyarıcıların ortak bir süreklilik veya *J* ölçeğinde uzanması fikrine dayanmaktadır (Thompson, 2004, s.5). Her kişinin tercih sıralaması *I* ölçeği adını almaktadır. Veriler, bir takım bireylerden gelen bir dizi ölçekten oluşmakta ve analitik problem, *J* ölçeğini elde etmek için *I* ölçeklerinin nasıl açılacağını bulmaktır (Coombs, 1964, s.80).



Şekil 4: Uyarıcılar ve Bir Kişinin Ortak Dağılım Örneği

Şekil 4, *X* bireyininin konumunu ve *A*'dan *D*'ye kadar dört uyarıcının yerini bir ölçekte tasvir etmektedir. Bireyler ve uyarıcılar bu süreklilik boyunca sabit konumlara sahiptirler (Thompson, 2014, s.5).

Unfolding için modeller tek boyutlu veya çok boyutlu ve bunun yanında metrik ve metrik olmayan modeller olacak şekilde kategorize edilmektedir. Coombs (1950) öncelikle tek boyutlu metrik olmayan Unfolding modeli önermiştir. Örneğin *n* kişinin *m* uyarıcıyı tek tek sıraladığını düşünelim. Coombs kişilerin ve uyarıcıların düz bir çizgide (ölçekte) noktalar olarak gösterilebileceğini öne sürmüştür. Burada bir kişinin noktasından, *m* uyarıcıyı temsil eden diğer noktalara olan uzaklıkların sıralaması, nesnelerin orijinal sıralaması ile aynıdır (Cox ve Cox, 1994,s.113). Coombs, bir kişinin bir uyarıcıdan uzaklığı azaldığında, uyarıcı için tercih olasılığının artacağını önermiştir. Buradaki süreklilik, söz konusu uyarıcıları temel alan bir tercih boyutu türünü temsil etmektedir (Thompson, 2014, s.5).

Tek boyutlu Unfolding modelinin getirdiği en önemli soru, bir dizi bireyin farklı tercih sıralamalarının altında yatan ortak bir gizli özellik olup olmadığıdır. Yani bulunmak istenen, bireylerin tercihlerinin (çeşitli *I* ölçekleri) tek bir *J* ölçeği ile gösterilip gösterilemeyeceğidir. Eğer öyleyse, bireylerin çeşitli uyarıcıları değerlendirmede ortak bir kriter kullandığını varsaymak mümkündür. Eğer değilse, iki farklı olasılıktan bahsedebiliriz. İlk olasılık, bireylerin uyarıcılara tamamen kendine has şekilde yanıt verebilmeleridir. Algılarının altında ortak bir nitelik bulunmamaktadır. Diğer olasılık, kişilerin uyarıcıları değerlendirirken birden fazla kriteri göz önünde bulundurmalarıdır. Bu durumda kişilerin tercih sıralamaları tek bir boyuta uymaz ve birkaç temel boyut, verilere çok daha iyi bir uyum sağlayabilir (McIver ve Carmines, 1981, s.72). Tek boyutta uyarıcı çiftleri arasındaki orta noktalar çok önemli bir rol oynamaktadır. Çok boyutlu

durumda da yine önemli rol oynarlar, ancak orta nokta kavramı burada daha genel bir biçim almaktadır. Burada ilgilendiğimiz konu, belirli bir nokta çiftinden eşit mesafedeki noktaların yerini bulmaktır (Coombs, 1964, s.141).

Bireysel *I* ölçeklerinin ortak bir *J* ölçeğiyle tutarlılığını değerlendirme süreci, *I* ölçeklerinin açılımı olarak bilinmektedir. Unfolding aynı zamanda, yanıt veren kişinin *J* ölçeğindeki ideal veya tercih edilen konumundan her bir *I* ölçeğinin geometrik işlemini (manipulation) tanımlamaktadır. Bu prosedür, bireyin kendi tercih sıralamasını veya *I* ölçeğini oluşturmak için kişinin tercih ettiği konumu temsil eden noktalardan *J* ölçeğini katlama (folding) sürecinin ters işlemidir. Bir dizi *I* ölçeğinin belirli bir *J* ölçeğiyle uyumluluğunu gösteren alternatif ama eşdeğer bir yol, her bir *I* ölçeğinin *J* ölçeğine göre tek zirve tercih sıralamaları olarak gösterilip gösterilemeyeceğini görmektir. Tek zirve tercih sıralaması, belirli bir uyarıcı ne kadar çok tercih edildiyse, bireyin *J* ölçeğindeki ideal konumuna o kadar yakın olduğunu ima etmektedir. Bunun tersine, uyarıcı ne kadar az tercih edilirse, en çok tercih edilen konumdan o kadar uzaktır. Ortak bir *J* ölçeği oluşturmak için az sayıda *I* ölçeğinin açılımını yapmak kolay bir işlemdir. Ancak *I* ölçeklerinin büyük bir örneği göz önüne alındığında, yani birçok kişi birden çok uyarıcıyı en çok tercih edilenden en az tercih edilene doğru sıraladığında, çeşitli tercih sıralamalarının tek bir boyut boyunca açılımının yapılıp yapılmayacağını nasıl belirleyebiliriz? Bu noktada, Coombs (1964) bir dizi tercih sıralamasının ortak bir uzayda açılımlarının yapılması için belirli özelliklere sahip olması gerektiğini göstermiştir (McIver ve Carmines, 1981, s.74).

İlk olarak nitel bir *J* ölçeği ile nicel bir *J* ölçeği arasındaki önemli ayrım yapılmalıdır. Nitel *J* ölçeği basitçe söylemek gerekirse en uç noktadan bir diğerine bir uyarıcının sıralamasıdır. Nitel *J* ölçeği sıralı bir ölçektir, yani, ölçekteki tüm uyarıcıların göreli pozisyonlarını bilirken, aralarındaki uzaklıkları bilemeyiz (McIver ve Carmines, 1981, s.74).

Bununla birlikte, sıralama verilerinden ek bilgi çıkarmak mümkündür. Yalnızca bu tür veriler, tüm uyarıcılara ait göreli konumları tek bir ölçekte tanımlamak için gerekli bilgileri bize sağlamakla kalmaz, aynı zamanda, bu ölçekte göreli uzaklıkları tahmin etmemize izin verirler. Bu tür bir ölçek ise nicel bir *J* ölçeği olarak bilinmektedir. Bu

ölçekte çeşitli uyarıcı çiftleri arasındaki mesafelerin hepsi değil ancak bazıları tespit edilmektedir. Çünkü uyarıcılar arasındaki göreceli uzaklıklar elde edilmekte ve nicel bir *J* ölçeği sıklıkla "sıralı metrik" ölçek olarak adlandırılmaktadır (McIver ve Carmines, 1981, s.74).

Her nicel *J* ölçeği, aynı nitel ölçeğe uyan *I* ölçeklerinin bazı alt kümelerinden oluşmaktadır. Yanıtlayıcılar tarafından sunulan *I* ölçeklerinin belirli alt grupları, hangi uzaklıkların diğerlerinden daha büyük veya daha küçük olduğunu tanımlamaktadır. Coombs (1964) nitel *J* ölçeğinin dört karakteristiğini aşağıdaki gibi sıralamıştır: (McIver ve Carmines, 1981, s.75).

- *I* ölçeklerinin sayısı $\binom{n}{2} + 1$ den fazla olamaz, *n* uyarıcı sayısını göstermektedir. Yani, dört uyarıcı için sadece yedi adet *I* ölçeği vardır.

- *I* ölçeği, *J* ölçeğinin ilk veya son uyarıcısı ile bitmelidir.

- *I* ölçeklerinin kümesi, birbirinin ayna görüntüleri olan birden fazla ölçek çifti içeremez. Bu *I* ölçeklerinden biri ilk uyarıcı ile başlayıp son uyarıcı ile bitmeli ve diğeri son uyarıcı ile başlayıp ve ilk uyarıcı ile bitmelidir. Birbirlerinin tam tersi olmalıdırlar.

- Tam bir *I* ölçeği seti *J* ölçeğine uyuyorsa *I* ölçeklerini, yan yana olan uyarıcı çiftlerinin tersine çevrilmesini sağlayacak şekilde düzenlemek mümkün olmalıdır.

Çeşitli *I* ölçeklerinin ortak bir *J* ölçeği ile mükemmel bir şekilde temsil edilmesi için bu koşulların tümünün yerine getirilmesi gerektmektedir. Bu nedenle, tercihli seçim verisi, aşağıdaki nedenlerden bir veya daha fazlası yüzünden tek boyutlu Unfolding modelini karşılayamayabilir (McIver ve Carmines, 1981, s.76).

İlk olarak, tek bir boyut üzerinde gösterilenden daha fazla tercih sıralaması olabilir. *I* ölçeklerinin toplam sayısının $\binom{n}{2} + 1$ formülü ile elde edildiğinden bahsetmiştik. Ancak *n* adet uyarıcı *n!* farklı yolla sıralanabilmektedir. Örneğin 4 uyarıcı 4!=4.3.2.1=24 farklı şekilde sıralanabilirken sadece 7 adet tercih sıralaması ortak *J* ölçeği üzerinde gösterilebilmektedir. Bu nedenle, gerçek veriler Unfolding modelini

karşılayamayabilir, çünkü belirli bir *J* ölçeği tarafından üstlenilmeyen tercih sıralamaları mevcut olabilir. İkincisi, *I* ölçekleri ilk ya da son uyarıcıyla bitmeyebilir. Üçüncüsü, *I* ölçekleri kümesi, birbirinin ayna görüntüsü olan birden fazla ölçek çifti içerebilir. İki veya daha fazla ölçek çiftinin ayna görüntüsünün olması çok boyutlu tercih yapısına işaret etmektedir. Dördüncüsü; *I* ölçeklerini, yan yana olan uyarıcı çiftlerinin tersine çevrilmesini sağlayacak şekilde düzenlemek mümkün olmayabilir. Eğer yukarıda yazılanlardan herhangi biri meydana gelirse, tek bir *J* ölçeğini oluşturmak için *I* ölçeklerinin açılımı yapılamaz. Yani, noktalar arasındaki göreli uzaklıkların, uyarıcılardan her birinin ideal noktasına olan yakınlığını yansıtacak şekilde ortak bir *J* ölçeği oluşturulamaz (McIver ve Carmines, 1981, s.78).

Unfolding, tek bir boyut üzerindeki uyarıcıların göreli konumundan daha fazla bilgi sağlayabilir. Elimizde üçten fazla uyarıcı olduğu sürece, uyarıcılar arasındaki göreli mesafeler hakkında ilave bilgiler tespit edilebilmektedir. Daha fazla uyarıcı olursa, *J* ölçeğindeki mesafeler hakkında daha fazla bilgi çıkarılabilir. Genel olarak, *n* uyarıcı setinden mesafelere ilişkin $\binom{n}{4}$ parça bilgi edinmek mümkündür. Yani dört uyarıcının her alt kümesi için fazladan bilgi elde etmiş oluruz. Bu bilgilerin bazıları gereksiz olabilir. Çünkü uyarıcılar arasındaki uzaklıklara ilişkin bu bilgi sıralı veriden elde edilmekte ve *J* ölçeği çoğunlukla sıralı metrik ölçek olarak anılmaktadır (McIver ve Carmines, 1981, s.78).

Unfolding metodu ile uyarıcılar arasındaki uzaklıkların nasıl belirlendiği önemlidir. Öncelikle, *J* ölçeğindeki uzaklığın tercih yoğunluğunun doğrusal bir fonksiyonu olduğunu veya alternatif olarak, *J* ölçeğinde iki uyarıcı arasındaki orta noktanın tercih için eşitlik noktasında olduğu varsayılmaktadır. Ardından, hangi *I* ölçeklerinin katılımcılar tarafından belirlendiği gözlemlenmektedir. Bazı *I* ölçeklerinin varlığı ve diğerlerinin olmaması, uyarıcılar arasındaki orta noktaların konumunu ve dolayısıyla uyarıcı çiftleri arasındaki göreli mesafeleri tanımlamaktadır (McIver ve Carmines, 1981, s.78).

Mükemmel bir Unfolding ölçeği, tercihlerin farklı ideallere sahip insanlar tarafından üretildiğini, ancak uyarıcıları benzer bir açıdan değerlendirdiğini

göstermektedir. Örneğin, seçmenler, adayları temsil ettiği politik ideolojilere bağlı olarak farklı şekilde değerlendirebilir, ancak ideoloji, karar süreçlerinde kullanılan tek kriter olduğu sürece, tercihler tek boyutlu bir uzayda gösterilebilir. Buna karşılık, bir dizi *I* ölçeğinin ortak bir boyutta açılımı yapılamazsa, sadece tercihleri farklılık göstermez, bunun yanında tercihleri için ortak bir referans çerçevesi paylaşmazlar. Başka bir deyişle, uyarıcıları aynı boyutta değerlendirmezler (McIver ve Carmines, 1981, s.85).

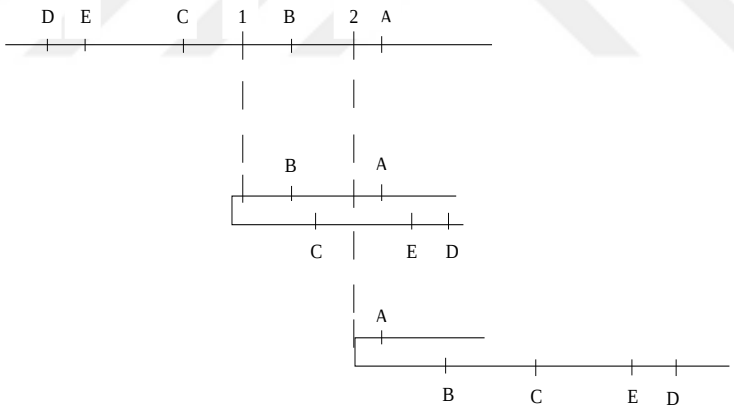
Tablo 4

Tercih Sıralamalarına İlişkin Bir Örnek

Hakem1	B	C	A	E	D
Hakem2	A	B	C	E	D

Kaynak: Cox ve Cox, "Multidimensional Scaling" 1994, s.114.

Tablo 4'te yer alan Unfolding ile ilgili örnekte; İki (1,2) hakem beş (A,B,C,D,E) makaleyi değerlendirmekte ve ödül vermek üzere bir sıraya koymaktadırlar.



Şekil 5: İki Kişiye Ait Tercih Sıralamalarının Açılımı

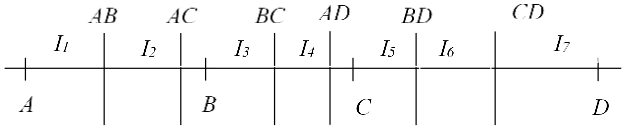
Kaynak: Cox ve Cox, "Multidimensional Scaling" 1994, s.114.

Şekil 5'te görüldüğü gibi, birinci hakemden beş makaleye olan uzaklıklar, makalelerin orijinal sıralaması ile aynıdır. Aynı durum ikinci hakem için de geçerlidir. Unfolding terimi şuradan gelmektedir, her hakem için, elimizdeki doğruyu hakemlerin olduğu noktadan katlarsak orijinal uzaklıkları elde etmiş oluruz. Alternatif olarak

durumun tam tersini düşünürsek, doğruda yer alan hakemlerin sıralamalarının açılımı yapıldığında nesnelerin genel sırası elde edilmektedir (Cox ve Cox, 1994, s.113).

Bu tek boyutlu model kolaylıkla *p* boyutlu duruma taşınabilir. Elde edilen *p* boyutlu uzayda hakemler ve nesneler için *m+n* nokta yerleştirilir ve daha sonra her kişinin ayrı ayrı sıralamasını bulmak için *p* boyutlu uzayda Öklid veya başka uzaklıklar kullanılır. Uzayın "katlanma" (folding) işlemi için Coombs, hakemin olduğu noktadan bir mendilin tutup kaldırılması benzetmesini yapmaktadır ve o hakeme ait sıralamayı belirlemek için mendilin uçlarının birlikte düşmesine izin vermektedir (Cox ve Cox, 1994,s.114).

Yukarıda iki kişinin beş uyarıcıyı değerlendirmesi ile ilgili Unfolding örneği verilmişti. Şimdi de elimizde bir *J* ölçeği olduğunu ve farklı değerlere sahip 4 uyarıcının, *A,B,C* ve *D* şeklinde alfabetik sıraya göre *J* ölçeği üzerinde etiketlendiğini düşünelim. Herhangi bir uyarıcı çifti arasındaki orta nokta, karşılık gelen harf çifti ile temsil edilmektedir. Örneğin *A* ve *C* uyarıcıları arasındaki orta nokta *AC* şeklinde gösterilmekte ve her zaman alfabetik sıraya göre yazılmaktadır. Her hangi bir uyarıcı çifti arasındaki mutlak uzaklık orta noktanın üzerine düz bir çizgi çekilerek gösterilmektedir, örneğin *A* ve *C* uyarıcıları arasındaki mutlak uzaklık $\overline{AC}$ şeklinde ifade edilmektedir.



Şekil 6: Dört Uyarıcının Aralıklarla Birlikte *J* Ölçeği Üzerinde Gösterilmesi

Şekil 6'da uyarıcı çiftleri arasındaki tüm orta noktalar gösterilmektedir. *J* ölçeğinde her uyarıcı çifti arasında bir orta nokta vardır ve bireyin iki uyarıcı arasındaki tercihi, idealinin orta noktanın hangi tarafında olduğunu yansıtmaktadır. Yani, herhangi bir uyarıcı çifti arasındaki orta nokta, kişileri iki gruba veya sınıflara bölmektedir. Orta noktanın bir tarafındaki tüm kişiler iki uyarıcıyı aynı sırayla sıralayacak ve diğer taraftaki tüm kişiler iki uyarıcıyı ters sırada sıralayacaktır. Örneğin, *A* ve *B* uyarıcısı arasındaki orta noktanın *A* tarafında kalan tüm kişiler *AB* sırasını verirken, *B* tarafında kalan kişiler

BA sırasını verecektir (Torgerson, 1958, s.406). Uyarıcıların sırası bilinirse, orta noktaların sıralaması da açıkça belirlenebilmektedir. *J* ölçeği üzerinde 4 uyarıcı olduğunu varsayalım, bu durumda elimizde Şekil 6'da görüldüğü gibi 6 adet orta nokta olmakta ve *J* ölçeği 7 segmente ayrılmaktadır. İdealleri aynı segmentte bulunan tüm bireylerin, tüm uyarıcı çiftleri üzerinde aynı tercih sıralamaları vardır. Bir dizi *I* ölçeğinden metrik ilişkilerin çıkartılabilmesi için orta noktaların sıralamasına ulaşmak gerekmektedir. Metrik ilişkiler hakkında elde edilecek bilgi, orta nokta sırasına göre sınırlandırılmıştır. Uyarıcıların *J* ölçeği üzerindeki sıralaması, orta noktaların sıralamasında gerekli kısmi bir düzen oluşturmaktadır. Örneğin *A* uyarıcısının orta noktaları *AB, AC* ve *BD* şeklinde sıralanır. Benzer şekilde *B* uyarıcısının orta noktalarının sırası *AB, BC* ve *BD* şeklindedir. (Coombs, 1964, s.83).

Tablo 5

***J* Ölçeği İçin Tercih Sıralamaları**

Aralıklar	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7
Sıralamalar	*ABCD*	*BACD*	*BCAD*	*CBAD*	*CBDA*	*CDBA*	*DCBA*

Tablo 5'te 7 aralık için tercih sıralamaları gösterilmektedir. Tabi ki burada tüm tercih sıralamaları sağlanamaktadır. Örneğin, *DABC* sıralamasına ulaşmak bu örnekte mümkün değildir. Verilen bir *J* ölçeğinden, mümkün *I* ölçeklerini elde etmek kolay bir işlemdir. Ama daha zor olanı, *I* ölçeklerini kullarak *J* ölçeğine ulaşmaktır (Cox ve Cox, 1994,s.115).

Bir *I* ölçeğini elde etmek için *J* ölçeği katlandıysa, *I* ölçeği *J* ölçeğinin uçlarındaki iki farklı uyarıcıdan biri ile sona ermelidir. Böylece, tüm *I* ölçeklerinin son uyarıcısına bakıldığında *J* ölçeğine ait son uyarıcı da bilinmiş olur (Cox ve Cox, 1994,s.115). *J* ölçeğini, uyarıcıların bulunduğu yere karşılık gelen bir dizi düğümle bir ip olarak düşünürsek ve sonra *J* ölçeğini alıp herhangi bir noktada katlarsak, katlanma noktasından en uzaktaki düğüm açılmış *J* ölçeğinde yer alan son düğümlerden biri olmaktadır. *J* ölçeğinin iki ucunda yer alan uyarıcıları bildiğimizi düşünürsek, bunlardan

biriyle başlayan ve biri ile biten yalnızca iki *I* ölçeği olmalıdır ve bu iki *I* ölçeği birbirinin ayna görüntüleri olmalıdır (Coombs, 1964, s.86).

Bunun dışında nitel *J* ölçeğine sahipsek, bir sonraki adım, Şekil 6'daki orta noktaların sırasını belirlemek ve böylece metrik bilgiye ulaşabilmektir. Bu da *I* ölçeklerinin sırasının belirlenmesi ile yapılmaktadır. Tablo 5' te, aralıklar soldan sağa okundukça, yanyana olan uyarıcı çiftleri her adımda yer değiştirmektedir. Örneğin ilk aralık *ABCD* sıralamasına sahiptir, bundan sonra *A* ve *B* yer değiştirdiğinde ikinci aralık için *BACD* sıralaması elde edilir. Daha sonra *A* ve *C* nin yer değiştirmesiyle üçüncü aralık elde edilir ve böyle devam eder. Uyarıcı çiftlerinin yerini değiştirmek, o çiftin orta noktasını geçmeye karşılık gelmektedir (Cox ve Cox, 1994,s.115).

I ölçeklerinin sırası, orta noktaların *J* ölçeğinde geçtiği sırayı hemen vermektedir, çünkü bir çiftin orta noktasını geçmek yanyana olan bir uyarıcı çiftini tersine çevirmektedir. Geçilen ilk iki orta nokta daima *AB* ve *AC* olmalı, ikinci ve üçüncü *I* ölçekleri sadece nitel *J* ölçeğinden bilinmektedir. Benzer olarak son üç *I* ölçeği her zaman bilinir çünkü son iki orta nokta nitel *J* ölçeği tarafından verilir. Bununla birlikte, ilk iki ve son iki arasında kalan orta noktaların sırası, nitel *J* ölçeği ile elde edilememektedir ve bu nedenle bu düzen yeni bilgiler sağlamaktadır. Yeni bilgi metrik bilgi demektir. Eğer bir segmentin uç noktalarının her ikisi de başka bir segmentin uç noktalarını içeriyorsa, kendi orta noktalarının sırası metrik bilgi içerir. Örneğin, *C* ve *E* uyarıcıları tarafından tanımlanan segment, *B* ve *F* tarafından tanımlanan segmentte tamamen bulunursa, *BF* ve *CF* orta noktalarının sırası metrik bilgileri içerir. Eğer *J* ölçeğinde yer alan bir uyarıcı çifti başka bir uyarıcı çiftini kapsıyorsa, bu uyarıcıların orta noktalarının sırası metrik anlamlar taşır (Coombs, 1964, s.89).

3.4. ÇOK BOYUTLU UNFOLDING

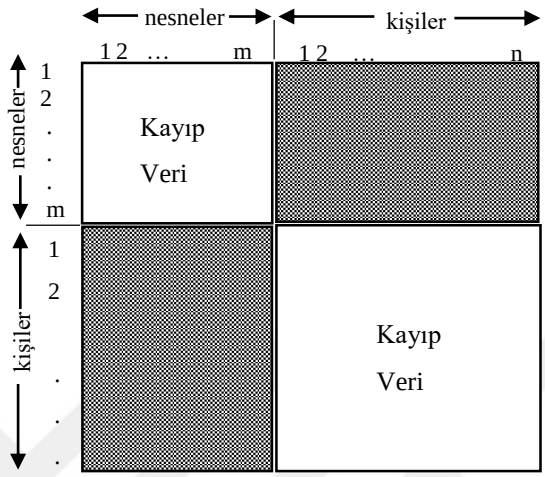
Unfolding modelde veri genellikle tercih skorları şeklindedir. Bu tercih verileri iki set (bireyler ve nesneler) arasındaki yakınlıklar olarak ele alınmaktadır. Çok Boyutlu Ölçekleme ve Unfolding yöntemlerinin, yakınlık ilişkileri için modeller sunduğu bilinmektedir. Bu iki yöntemin öncülerinden biri olan Clyde Coombs, Veri Teorisi'nde (1964) tüm psikolojik gözlemlerin bir ilişkisel sistem olarak yorumlanabileceğini ve

yakınlık ilişkilerini baskınlık ya da sıra ilişkilerinden ayıran kavramı ortaya koymaktadır. Aslında bunu yaparken aynı zamanda Çok Boyutlu Ölçekleme ve Unfolding arasındaki farka da atıfta bulunmaktadır. Yakınlık, simetrik (turuncu kırmızıya yakınsa o zaman kırmızı da turuncuya yakın olmalıdır) psikolojik yakınlığı ifade etmekte, oysa baskınlık, ilgili nesneler arasında bir hiyerarşiye ya da sıralamaya işaret etmektedir, bu da simetri eksikliğinin bir göstergesidir. Eğer A, B'ye baskın olursa, O zaman B, A' ya aynı anda baskın olamaz. (Heiser ve Busing, 2004, s.26). Bununla birlikte, De Sarbo ve Carroll'ın (1985) terminolojisinde, baskınlık terimi, kişiler ve maddeler arasında değil, yakınlıklar arasındaki düzen ilişkilerini ifade etmektedir. Unfolding modelinde, satırlar ve sütunlarda tamamen farklı nesne türleri olmalıdır. Genellikle Unfolding için satırlar insanlara, sütunlar ise tutum öğelerine ya da uyarıcılara atıfta bulunmakta ve yakınlık ilişkisi, belirli bir kişinin belirli bir uyarıcıyı onaylama gücünü temsil etmektedir (Heiser ve Busing, 2004, s.33).

Teknik olarak Unfolding, set-içi yakınlıkların kayıp olduğu ÇBÖ'nün özel bir durumudur (Borg ve Groenen, 2005, s.293). Bennett ve Hays tarafından genelleştirilen Çok Boyutlu Unfolding problemi, içsel, metrik olmayan bir analizi ima etmektedir. Bu sayede, Unfolding problemi, koşullu ve köşegen olmayan bir yakınlık matrisini kullanan metrik olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme prosedürlerinin özel bir durumu olarak görülmektedir (Percy, 1975, s.93).

Olağan durumda yakınlık verilerinin tam ya da yarım *m*x*n* matrisi dikkate alınmaktadır. Bu matriste her veri noktası iki uyarıcı arasındaki benzerliği (ya da farklılığı) temsil ederken, koşullu yakınlık matrisi bir *m*x*n* veri matrisinin yalnızca bir alt ya da üst köşesini kullanmakta, kalan girdiler ise eksik veri olarak işleme konulmaktadır. Burada, her veri noktası, *i*. birey için *j*'inci uyarıcının sıralamasını temsil etmektedir. Bir satır koşullu yakınlık matrisi varsayıldığında, bu, yakınlıkların verilen bir satır içinde yalnızca mesafelerle monoton olduğu varsayılacaktır; satırlar arasında yakınlıkların karşılaştırılabilir olduğu varsayılmaz. Bununla birlikte, orijinal monoton kısıtlamalar sırayla her birey için sadece birey-uyarıcı sıralamalarını (satır koşullu yakınlık matrisi) temel alsa bile, birey ile uyarıcı ilişkileri arasında hala çıkarım yapmak mümkündür (Percy, 1975, s.93). Yukarıda belirtildiği gibi diğer örneklerin zıttı olarak, Unfolding veri

matrisinin satır girdileri sütun girdilerinden farklılık gösterir, satırlarda kişiler ve sütunlarda nesneler yer almaktadır. Satır ve sütun girdileri farklı olan matrislere iki-modlu matrisler denir (Borg ve Groenen, 2005, s.294).



Şekil 7: Yakınlık Matrisinin Şematik Görüntüsü

Kaynak: Borg ve Groenen, "Multidimensional Scaling, Theory and Applications", 2005, s.294

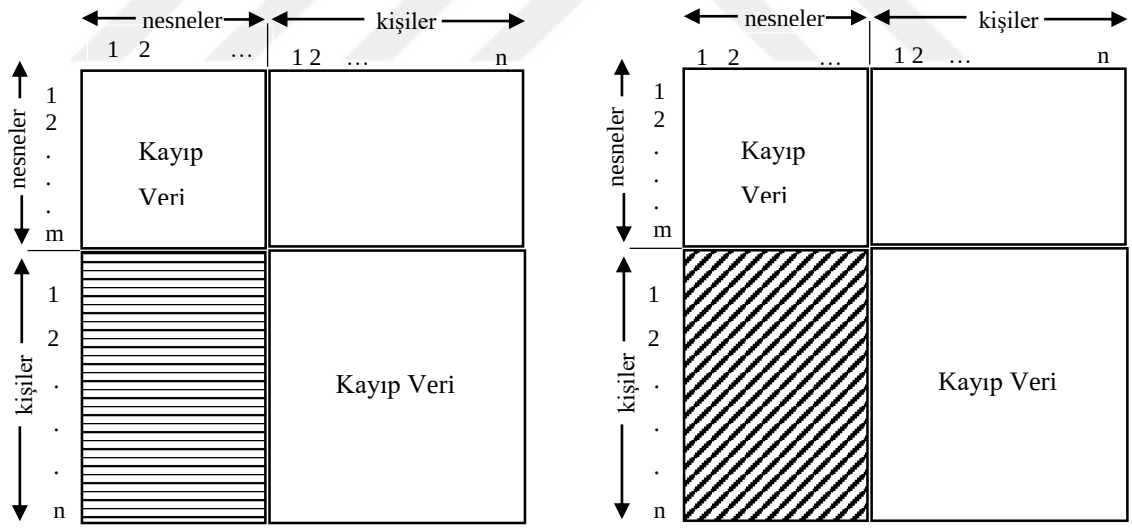
Yukarıdaki verilen Şekil 7'de her taralı dikdörtgen, köşegen olmayan köşe matris olarak adlandırılır. Bu veri matrisinde sadece setler arası yakınlıklar verilmektedir, set-içi yakınlıklar değil. Ancak set-içi yakınlıklar kayıp veri olarak ele alınırsa, bu yakınlıklar klasik ÇBÖ yöntemi ile analiz edilebilir (Borg ve Groenen, 2005, s.295). Özetle, Unfolding Analizi'nde sıralama tercih verileri, bozulmamış matrislerden ziyade genelde diyagonal olmayan alt matrislerle sonuçlanır. Yani, araştırmacı, uyarıcılar arasındaki uzaklıkları, yalnızca her bir kişi noktasının her uyarıcı noktasına olan yakınlık bilgisi üzerinden çıkarmak zorundadır (Green ve Carmone, 1969, s.333).

Çok Boyutlu Unfolding yöntemleri pazarlama araştırmalarında ve tüketici tercih davranışlarının analizinde sıklıkla kullanıldığından, kişiler için "tüketici" ve uyarıcılar için "ürün / markalar" terminolojisi sıklıkla kullanılacaktır. Buradan yola çıkarsak, Unfolding modelleri, tüketicilerin gerçek ürünlere yönelik beğeni derecelendirmeleriyle

başlar ve hem bu gerçek ürünleri hem de hayali ideal ürünleri temsil etmek üzere çok boyutlu bir uzayda koordinatları tahmin eder (Mackay, 2006, s.531).

3.4.1. Koşullu ve Koşulsuz Unfolding

Klasik ÇBÖ yönteminde kayıp olmayan yakınlıklar diğer kayıp olmayan yakınlıklar ile koşulsuz bir şekilde karşılaştırılabilmekte ve Unfolding için bu durum, koşulsuz Unfolding adını almaktadır. Koşullu Unfolding durumunda ise satırlar arasındaki uzaklıkları karşılaştırmak mümkün değildir, yani sadece satırlar içindeki uzaklıklar karşılaştırılabilmekte ve böylece elimizdeki veri sayısı da azalmaktadır. Unfolding Analizi'nde verinin çoğunlukla koşullu olması istenmektedir çünkü koşulsuz Unfolding ciddi sorunlara yol açmaktadır. Her satırın farklı bir kişi tarafından oluşturulduğu bir veri için, bireyler üzerinden anlamlı bir karşılaştırmanın yapılması oldukça zordur ve dejenere çözümlerle karşılaşma olasılığı da yüksektir (Borg ve Groenen, 2005, s.300).



Şekil 8: Tercih Verisinin Alternatif Matris Formları

Kaynak: Green, Carmone ve Smith, "Multidimensional Scaling, Concepts and Applications", 1989, s.82

Tercih verisinin alternatif matris formları Şekil 8'in (a) ve (b) panellerinde görülmektedir. Şekil 8'deki (a) paneli köşegen olmayan koşulsuz matris formunu göstermektedir. Yani böyle bir matris formunda tüm uzaklıklar birbirleriyle karşılaştırılabilmektedir ki bu gerçekleşmesi oldukça güç bir varsayımdır. Şekil 8'deki (b) paneli ise köşegen olmayan koşullu matris formunu göstermektedir. Koşullu veri durumunda sadece sütunlar arasındaki uzaklıklar karşılaştırılabilmektedir. Satırlar arasındaki uzaklıkların yani farklı kişilerin tercihlerinin karşılaştırılamadığı varsayılmaktadır. Başka bir ifade ile durumu özetleyecek olursak, fayda fonksiyonunu tanımlayan parametrelerin, kişilerin tercihlerini uzaklığa bağladığını ve birinci durumda yani koşulsuz Unfolding durumunda, kişiye özgü olduğunu söyleyebiliriz. Oysa ikinci durumda yani koşullu Unfolding durumunda tüm bireyler aynı tercih fonksiyonunu paylaşmaktadırlar (Green, Carmone ve Smith, 1989, s.81).

3.4.2. Metrik ve Metrik Olmayan Unfolding

Unfolding basitçe ÇBÖ'nün köşegen olmayan matrise uygulanmasıdır. Bazı notasyonları tanıtmak gerekirse *i* ve *j* sırasıyla kişiler ve uyarıcıları ifade etmektedir. *İ* kişisinin *j* uyarıcısı için olan tercihi farklılık olarak ifade edilmekte ve δ_{ij} ile gösterilmektedir. Düşük δ_{ij} değeri yüksek tercihi, yüksek δ_{ij} değeri ise düşük tercihi ifade etmektedir. *İ* kişisini temsil eden nokta ile *j* uyarıcısını temsil eden nokta arasındaki uzaklık ise d_{ij} ile gösterilmektedir. Kişilerin ve uyarıcıların toplam sayıları yine sırasıyla *n* ve *m* ile ifade edilmekte ve *m*+*n* noktanın *p* boyutlu Öklid uzayında gösterildiği varsayılmaktadır. *X* ve *Y* sırasıyla $(x_1,\ldots,x_n)'$ ve $(y_1,\ldots,y_m)'$ olarak tanımlanmakta ve x_i ve y_j arasındaki Öklid uzaklığı $d(x_i,y_j)$ ise aşağıdaki gibi gösterilmektedir (Velden ve diğerleri, 2011, s.6).

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - y_j)'(x_i - y_j)} \qquad (12)$$

Unfolding modeli doğrusal olmayan eşitsizliklerin bir sistemini tanımlamakta ve bu modelin genellikle kesin bir çözümü bulunmamaktadır. Örneğin tercih kararlarında bir takım rastgele bozulmalar vardır. Dolayısıyla, yaklaşık bir çözüm bulmaya çalışılır.

Belirli bir çözümün ne kadar iyi olduğunu söylemek için ise bir kayıp fonksiyona ihtiyaç duyulmaktadır (De Leeuw, 2006, s.2). Unfolding Analizi'nin amacı sırasıyla kişilerin satır transpozu ve nesne koordinat vektörleri olacak şekilde X ve Y koordinat matrislerini bulmaktır. Başka bir deyişle amaç, uzaklıkların d_{ij}, farklılıkları δ_{ij} en iyi şekilde temsil ettiği konfigürasyonu bulmaktır. Unfolding Analizi'nin bu amacı Kruskal'ın Stress-1 fonksiyonu ile formülize edilmektedir (De Leeuw, 2005, s.3).

$$Stress - 1 = \sqrt{\frac{\sum_{i<j}(\delta_{ij} - d_{ij})^2}{\sum_{i<j} {d_{ij}}^2}} \tag{13}$$

Çoğu durumda, analiz ettiğimiz sorunlar, metrik olmayan Unfolding Analizi uygulanmasını gerektirmektedir. Özellikle sosyal bilimlerde metrik Unfolding yönteminin fiili uygulamalarını gerçekleştirmek zordur. Metrik olmayan Unfolding durumunda, elimizde sadece sıralama bilgisi vardır. Her birey her hangi bir konudaki tercihlerini sıralamaktadır. Sıralama bilgileri satır koşulludur; yani, *i* kişisinin tercih sırası ile *k* kişisinin tercih sırası karşılaştırılamamakta ve sıralar sadece satır içinde tanımlı olmaktadır. Metrik veri genellikle koşulsuzdur çünkü, satırları ve sütunları hem kendi içlerinde hem de kendi aralarında karşılaştırmak mümkündür (De Leeuw, 2005, s.6).

Sadece sıralama bilgisi kullanıldığında, gözlenen tercihler monotonik olarak azalış göstermeyen pseudo uzaklıkları $(\hat{d}_{ij})$ denilen bir dönüşüm ile değiştirilmektedir $\hat{d}_{ij} = f_i(\delta_{ij})$. Böylelikle $f_i(\delta_{ij})$, her i kişisi için ayrı dönüşüm fonksiyonu (f_i) kullanarak orijinal benzemezlikler sıralı olarak $\hat{d}_{ij}$'lere dönüştürülmektedir (De Soete ve Heiser, 1993, s.3).

Stress-1 ölçüsü Unfolding Analizi sonuçlarının dejenere çıkmasına sebep olmaktadır ve bu durum farklı ölçülerin ortaya çıkmasına yol açmıştır. Dejenere sonuçlardan kaçınmak için Kruskal ve Carroll (1969) Stress-2 ölçüsünü önermiştir.

$$Stress - 2 = \sqrt{\frac{\sum_j(\hat{d}_{ij} - d_{ij})^2}{\sum_j(d_{ij} - \bar{d})^2}} \tag{14}$$

Eşitlik 14'te verilen Stress-2 ölçüsünde $\bar{d}$ tahmin edilen uzaklıkların ortalamasını ifade etmekte ve fonksiyonun paydası ortalama uzaklıkların varyansını ölçmektedir. Stress-2 ölçüsü Stress-1 ölçüsünden her zaman daha büyük çıkmaktadır, çünkü Stress-1 ile aynı paya sahipken daha düşük paydaya sahiptir. Eğer tüm uzaklıklar neredeyse aynı ise, payda sıfıra yakın çıkmaktadır. Eğer uzaklıklar iterasyonlar boyunca benzer olursa, Stress-2 büyümekte, böylece eşit uzaklıklı dejenere sonuçlardan kaçınılmış olmaktadır (Borg ve Groenen, 2005, s.324).

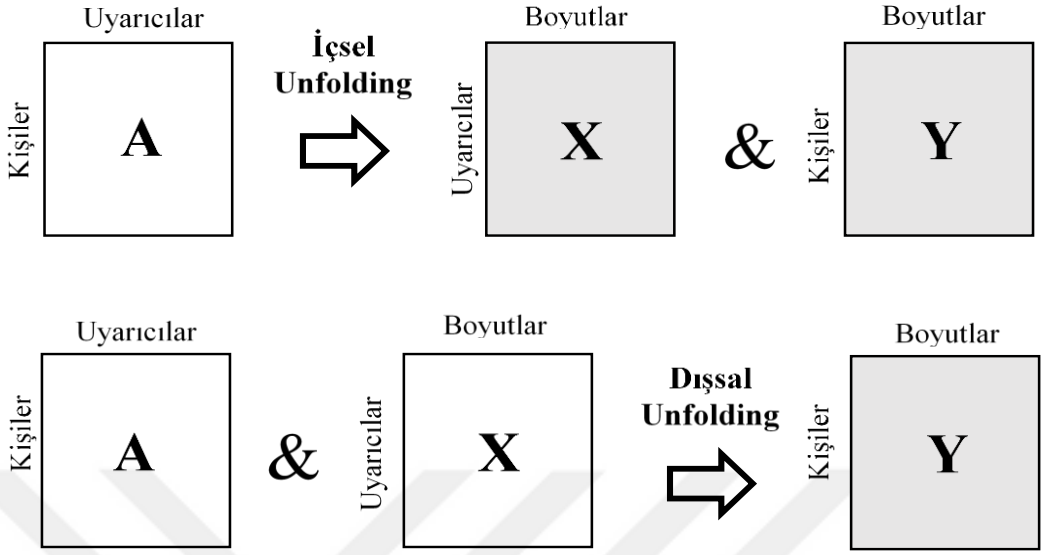
Verilerin sıralama şekilde değil de, sadece ikili seçenekler şeklinde (binary choice), yani *n* adet kişinin bir dizi *m* alternatif arasından birini seçmek zorunda olduğunu varsayalım. Veriler, her satırda tam olarak bir elemana sahip $n \times m$ ikili matris olan gösterge matrisi şeklinde kodlanabilmektedir. Unfolding model, eğer i kişisi j alternatifini seçerse, p boyutlu uzayda n adet x_i ve m adet y_i noktası olduğunu söylemekte ve $\|x_i - y_j\| \leq \|x_i - y_l\|,\ l = 1, \ldots, m$ olmaktadır. Eğer birden fazla gösterge matrisimiz varsa, yani her bir birey birden fazla seçim yaparsa, bu durumda Unfolding Analizi Uygunluk Analizi ile yapılabilmektedir (Mair, De Leeuw ve Wurzer, 2015, s.3).

3.4.3.İçsel ve Dışsal Unfolding

Unfolding yöntemi, tercih verilerine dayalı haritalar oluşturmak için kullanılmakta ve elde edilen bu haritalar ideal noktalar ve uyarıcı pozisyonları hakkında bilgi vermektedir. Unfolding Analizi çoğunlukla tüketici tercihlerini belirlemek için kullanıldığından pazarlama teknikleri ile sıkı ilişki içerisindedir ve uyarıcılar zaman zaman ürün veya marka olarak karşımıza çıkabilmektedir. İnsanların pazardaki seçimlerini anlayabilmek pazarlama araştırmasının ana hedefidir. Pazarlama araştırmalarında ürünler arasındaki farklılıkların, müşterilerin isteklerinin ve ürün alanlarının belirlenmesi için haritalama tekniklerine başvurulmaktadır. Pazarlama araştırmalarında ürün alanlarını geliştirmek için tercih verileri de sıklıkla kullanılmaktadır. Tercihlere dayalı olarak haritalar üretmek için ilk teknikler, 60'lı yılların başında geliştirilmiştir. Bunlar Coombs'un Unfolding yöntemi (her bireyin ideal bir noktaya sahip olduğu) ve Tucker'ın Bakış Açısı yaklaşımı (her bireyin uzayda tercih edilen bir yönü olduğu) olarak bilinmektedir (Johnson, 1998, s.1).

Tercih analizi, ürünler için tüketici tercihi oluşumunu nicelleştiren, analiz eden ve yorumlayan teknikler için verilen genel bir terimdir. Daha sonra, Coombs (1964) tarafından ideal nokta Unfolding modeli ve Tucker (1960) tarafından geliştirilen vektör modelini içeren içsel tercih analizi geliştirilmiştir. Tercih verilerinin içsel ve dışsal analiz ayrımı ise ilk önce Carroll (1972) tarafından önerilmiştir. İçsel tercih analizi tüketici tercihlerine öncelik vermekte ve algılama bilgilerini tamamlayıcı bir bilgi kaynağı olarak kullanmaktadır. Öte yandan, dışsal analiz, nitelik haritasına dayalı ürün haritası oluşturarak algısal bilgiye öncelik vermekte ve yalnızca daha sonraki bir aşamada tüketici tercihlerine uymaktadır (Kleef ve diğerleri, 2006, s.388).

Tüketici tercihlerinin anlaşılmasına ve analizine yönelik kullanılan iki temel yaklaşım olan içsel ve dışsal Unfolding, temel olarak aynı verileri kullanmaya dayansa da, bu verilere ilişkin farklı perspektifleri temsil etmekte ve dolayısıyla ondan farklı bilgiler çıkarmaktadır. Dışsal Unfolding hem algısal hem de tercih verisini gerektirirken, içsel Unfolding tek başına tercih verisi üzerinden yürütülebilmektedir (Kleef ve diğerleri, 2006, s.388). Başka bir ifade ile, içsel Unfolding tüketici tercihleri üzerinde durur ve dolayısıyla daha çok tüketicileri anlamaya yöneliktir, dışsal Unfolding ise algısal veya duyusal bilgiler üzerinden çalışır ve dolayısıyla daha çok ürünleri anlamaya yöneliktir (Kleef ve diğerleri, 2006, s.395).



Şekil 9: İçsel ve Dışsal Unfolding Karşılaştırması

Kaynak: Martens ve Zacharov, "Multidimensional Perceptual Unfolding of Spatially Processed Speech I: Deriving Stimulus Space Using INDSCAL", 2000, s.6

Unfolding Analizi'nin iki temel formu olan içsel ve dışsal Unfolding yöntemlerinde kullanılan girdi ve çıktı matrisleri Şekil 9'da gösterilmektedir. Şekilde belirtilen her kutu bir veri matrisini ifade etmektedir ve satır ve sütun öğeleri, her bir kutunun üstünde ve solunda bulunan kelimelerle tanımlanmıştır. Büyük oklar, veri matrislerinin uyduğu analiz türünü tanımlamakta ve gölgeli kutular analiz çıktıları olan veri matrislerini belirtmektedir. *X* uyarıcı koordinatları matrisi ve *Y* ideal noktalar (kişiler) matrisidir. İçsel Unfolding Analizi'ndeki tek girdi matrisi, her *i* nesnesi ve her *k* kişisi için özellik sıralamalarından oluşan matristir. Bu matris yukarıdaki şekilde *A* matrisi ile gösterilmektedir. Yani burada sadece elimizde tercih verisi vardır ve hem nesne konfigürasyonu hem de ideal noktalar bu veriden elde edilmektedir (Curini, 2009, s.4). Eğer tüm mümkün ikili karşılaştırmalar için uyarıcılar arası benzemezlik yargıları elimizde varsa başka bir alternatif analiz yöntemi kullanılabilmekte, uyarıcı ve nesne koordinatlarının birlikte üretilmesinin doğasında yer alan belirsizlik nedeniyle, bir anlamda veri içsel Unfolding Analizi'nin yaptığından daha sağlam bir temele dayanmaktadır. Burada kullanılacak alternatif yöntem ise dışsal Unfolding

Analizi'dir ve bir önceki analizden elde edilen X koordinat matrisini ek girdi olarak almaktadır (Martens ve Zacharov, 2000, s.6). Yani dışsal Unfolding nesnelere ilişkin benzerlik konfigürasyonun önceden verildiğini varsaymaktadır. Bu modelde sadece kişilerin ideal noktalarının konumu belirlenmeye çalışılmaktadır (Curini, 2009, s.4). Tüm bunların yanında Green ve Carmone'un 1969 yılında yayınladığı çalışmada, doğrudan benzerlik verilerinin analizinden elde edilen uyarıcı konfigürasyonlarının genellikle yalnızca tercih verisinden elde edilen açılımı yapılmış uyarıcı konfigürasyonlarıyla uyuşmadığını ortaya konulmuştur. Yani Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemi ile elde edilen uyarıcı konfigürasyonu, içsel Unfolding yöntemi ile elde edilen uyarıcı konfigürasyonundan farklılık gösterebilmektedir.

Alternatif yöntemlerden biri, nesne noktalarının pozisyonlarını veriden direkt olarak almak için öncelikle Çok Boyutlu Ölçekleme yönteminin uygulanması ve daha sonra Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemi ile elde edilen nesne noktalarının pozisyonlarını kullaranak Dışsal Unfolding Analizi'ni uygulamaktır (Curini, 2009, s.6).

İçsel Unfolding, bir dizi ürün için tüketicilerin tercih puanlarını önemli bir girdi olarak almakta ve tercih matrisini, iki matristen oluşan temel yapısına dönüştürmek için tekil değer ayrışımının matematiksel prosedürünü kullanmaktadır. Bu iki matristen ilki ürünlerin daha düşük boyutlu bir uzaya (ürünler x boyutlar) yerleştirildiği tercih haritası ve ikincisi ürün haritasının boyutları boyunca (tüketiciler x boyutlar) tüketicilerin tercih ağırlıkları şeklinde tanımlanmaktadır. Algısal ürün derecelendirmeleri (ürünler x özellikler), bireysel boyutların yorumlanmasını kolaylaştırmak için daha sonra ürün haritasına yerleştirilmektedir (Kleef ve diğerleri, 2006, s.390).

Dışsal tercih analizi aslında aynı veriyi almakta, ancak bu veriyi farklı bir sırada kullanmaktadır. Öncelikle, uzmanlar veya tüketicilerin algısal ürün derecelendirmeleri girdi olarak alınmaktatır. Daha sonra, Temel Bileşenler Analizi, algıların bu matrisini iki matristen oluşan temel yapısına dönüştürmek için kullanılmaktadır. Bu iki matristen ilki, ürünlerin daha düşük boyutlu bir uzaya (ürünler x boyutlar) yerleştirildiği algısal ürün haritası (faktör puanları) ve ikincisi yorumlamayı kolaylaştırmak için ürün haritasının boyutlarına göre (algısal) nitelik ağırlıklarının (bileşen yükleri) bir matrisi (nitelikler x

boyutlar) şeklindedir. Son olarak, tüketicilerin tercihlerini açıklamak için ürün haritasına tüketicilerin tercih derecelendirmeleri (tüketiciler x ürünler) yerleştirilmektedir. Dışsal tercih analizi PREFMAP algoritması ile gerçekleştirilirken, içsel tercih analizi Chang ve Carroll (1969) tarafından geliştirilen MDPREF algoritması ile gerçekleştirilmektedir (Kleef ve diğerleri, 2006, s.390).

Tablo 6

İçsel ve Dışsal Tercih Analizi Arasındaki Temel Farklılıklara Genel Bakış

	İçsel Tercih Analizi	**Dışsal Tercih Analizi**
Önceliği	Tercihler	Algılar
Haritadaki uyarıcı pozisyonları	Tercih / beğenilme verilerindeki değişime göre hesaplanır	Algılama / benzerlik verilerindeki değişime göre hesaplanır
İlk Boyut	Uyarıcılar arasındaki tercih yönünden maksimum değişkenliği açıklar	Uyarıcılar arasındaki algısal yönden maksimum değişkenliği açıklar
Tercih verisi	Uyarıcı uzayının yönünü belirler	Tamamlayıcıdır: sabitlenmiş algısal uzaya dahil edilir
Algısal Veri	Tamamlayıcıdır: sabitlenmiş tercih uzayına dahil edilir	Uyarıcı uzayının yönünü belirler

Kaynak: Kleef ve diğerleri, "Internal Versus External Preference Analysis: An Exploratory Study On End-User Evaluation." 2006, s.389.

Tablo 6'da Kleef ve arkadaşları (2006) iç ve dış tercih analizi arasındaki temel farklılıklara genel bir bakış sunmaktadır. Eğer Unfolding Analizi maksimum boyuttta (diğer bir deyişle, içsel analizde tüketicilerin sayısı ve dışsal analizde ürün sayısı) elde edilirse, iki yaklaşım aynı sonuçları göstermekte ancak uzaydaki coğrafi yönleri farklı olmaktadır. Bununla birlikte, pratikte, bu veriler, en düşük boyutlu uzayda en önemli bilgileri görselleştirmek amacına yönelik olduğu için, maksimum boyutta hiçbir zaman analiz edilmemektedir. Literatürde, içsel ya da dışsal Unfolding Analizi'nden hangisinin kullanılması gerektiği ya da hangisinin üstün olduğu çok çeşitli argümanlara dayanmaktadır. Green ve Rao (1972) çoğu durumda dışsal Unfolding Analizi'nin tercih edildiğini belirtmektedir, çünkü yalnızca tercih verilerinin analizi algıdaki farklılıklar ile tercihlerdeki farklılıkların birbirine karışmasına sebep olabilmektedir. Ders kitaplarında da dışsal tercih analizi çok daha fazla dikkat

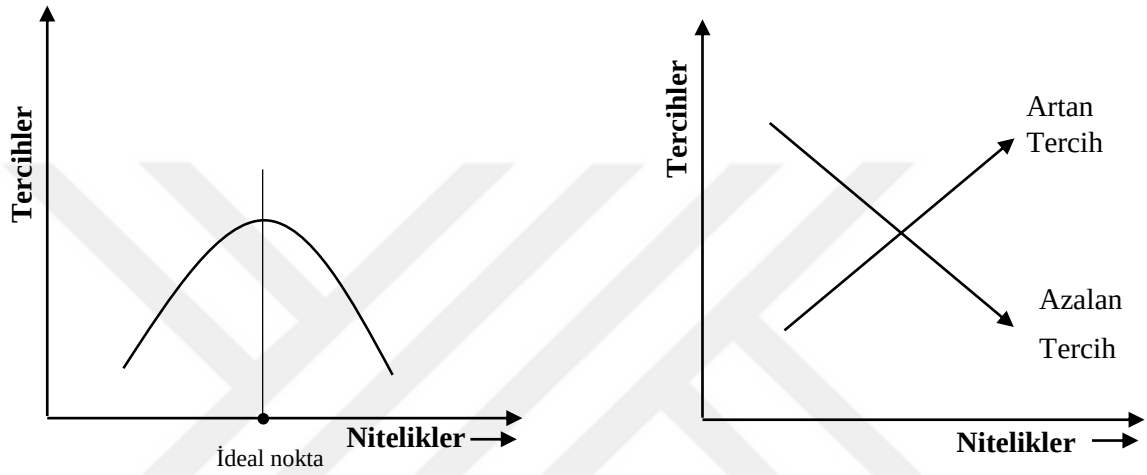
çekmektedir ve duyusal/algısal araştırmalarda tercih edilen analiz biçimi olarak dışsal Unfolding önerilmektedir. Bununla birlikte, algısal verilerle elde edilen bir ürün haritasının tercih verisini doğru bir şekilde hesaplayamaması dışsal Unfolding yöntemi ile ilgili duyulan endişeler arasında yer almaktadır. Bu tartışma, tüketici anlayışında, algı ya da tercihlerden hangisinin öncelikli olarak ele alınması gerektiği konusu ile yakından ilgilidir. Ancak tercih veya algılama verilerini haritalama kararı keyfi değildir. İç ve dış Unfolding analizleri sadece aynı verilere farklı bir perspektif sunmamakta; bir ya da diğer tekniğin seçimi onun için felsefi bir bileşene sahip olmaktadır. Tüketici karar alma süreçlerinde yapılan araştırmalar, tercihlerdeki farklılıkların algılanan ürün özelliklerine ait farklılıklarla ilişkili olduğunu varsaymaktadır. Benzerlik ve tercih kararları arasındaki farklılıkların doğasına ilişkin ampirik analizler, bu kararların altında yatan boyutların farklı olduğunu ortaya koymaktadır (Kleef ve diğerleri, 2006, s.390).

3.4.4.Özel Unfolding Modelleri

İki yönlü, iki-modlu verilerle bireysel farklılıkların uzaysal gösterimini yapabilmek için çok sayıda farklı Çok Boyutlu Ölçekleme modelleri ve buna karşılık gelen tahmini algoritmalar bulunmaktadır. Çok Boyutlu Ölçekleme tercih modelleri üzerine psikometrik literatür, iki farklı modele odaklanmıştır; bunlar Slater (1960) ile Tucker'ın (1960) Vektör Modeli ve Coombs'un (1964) Unfolding Modeli'dir. Her iki model de, kişilerin çok boyutlu bir uyarıcı seti özelliklerini dikkate alarak tercih kararlarına ulaştığını varsaymaktadır ancak bu iki model bir karara varmak için uyarıcı bilgilerini nasıl birleştirdikleri hakkındaki varsayımlarda farklılık göstermektedir (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.144).

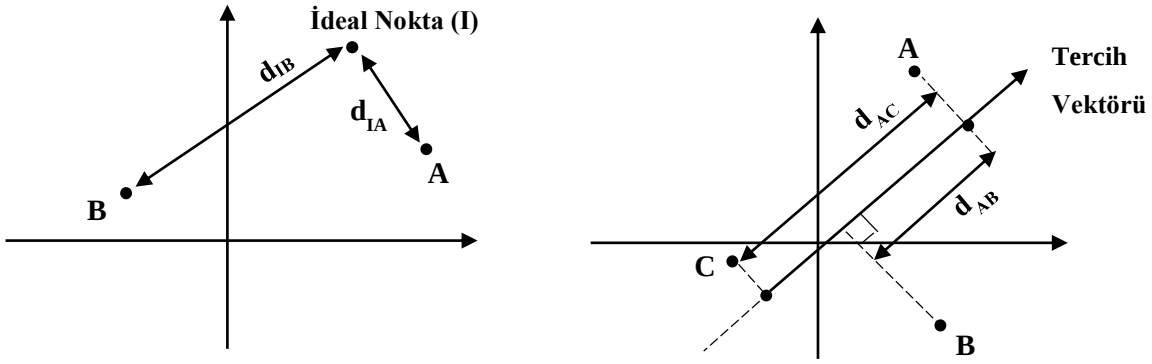
Ters *U* dağılımına sahip tercihleri kapsayan tercih uzayları İdeal Nokta Modeli veya Unfolding olarak adlandırılmaktadır. İnsanların farklı seçimler yapacağı varsayımı maksimum bireysel fayda veya ideal nokta kavramına yol açmaktadır. İdeal bir nokta diğer tüm mevcut nesnelerden daha çok tercih edilen hayali bir nesneye karşılık gelmektedir. Bu öznel idealin mutlak anlamda ideal olması gerekmez, ancak mümkün olan en iyi uzlaşmayı temsil etmesi gerekmektedir (Heiser ve De Leeuw, 1981, s.69).

Lineer tercih fonksiyonlarını içeren uzaylar ise Vektör Modeli olarak adlandırılmaktadır (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.14). Vektör model ile açıklanan farklı sıralamaların sayısı sonludur, bu sıralamalar uzayın boyutsallığına ve uyum sağlamak istediğimiz nokta (uyarıcı) sayısına bağlıdır (Heiser ve De Leeuw, 1981, s.71).



Şekil 10: İdeal Nokta ve Vektör Model

Şekil 10 farklı tercih türlerine ilişkin iki modeli göstermektedir. Şeklin sol tarafında yer alan ideal nokta modellerinde ortada bulunan bir "en iyi seviye" vardır, örneğin şeker miktarı gibi. Bunun yanında vektör modellerinde daha fazlası (ya da daha azı) her zaman tercih edilir yaklaşımı bulunmaktadır, bekleme zamanı ya da güvenilirlik gibi (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.14).



İdeal Nokta Uzayı

A, B' ye göre iki kat daha fazla tercih edilmektedir

($d_{IB}=2\ d_{IA}$)

(a)

Vektör Uzayı

A, B'ye ve B, C'ye tercih edilmektedir. A referans olarak alındığında C, B'nin yarısı kadar tercih edilmektedir

($d_{AC}=2\ d_{AB}$)

(b)

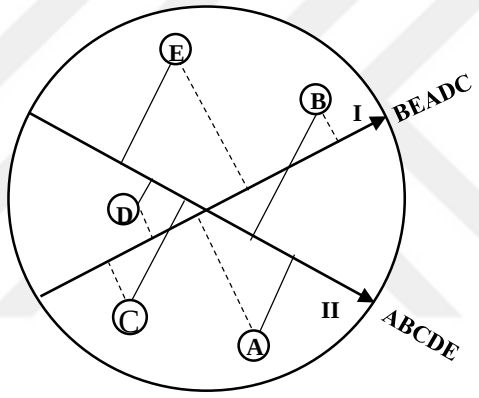
Şekil 11: İdeal Nokta ve Vektör Uzayında Uzaklıklar

Şekil 11'de yer alan basit ortak uzay haritasını değerlendirirsek, ideal nokta haritasında (a) uzaklıklar tercihleri direkt olarak göstermektedir; ideal noktadan uzaklaştıkça o uyarıcı daha az tercih edilmektedir. Vektör uzayında (b) ise uyarıcı konumları bir tercih vektörüne yansıtılmakta (kesikli çizgiler) ve uzaklıklar tercih vektörü boyunca ölçülmektedir (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.15).

Carroll 1972'de tercih modelleri için dört model önermiştir; 1)Vektör Model, 2)Basit Unfolding Model, 3)Ağırlıklandırılmış Unfolding Model, 4) Genel Unfolding Model. Dört modelin her biri tercih skorları ve nesne koordinat noktaları arasında farklı bir ilişki tanımlamaktadır (Knowles, 1992, s.13). Aşağıda Slater (1960) ve Tucker'ın (1960) Vektör Modeli ile Coombs'un (1964) Unfolding Modeli dışında Carroll'ın önerdiği tercih modelleri incelenmiştir.

3.4.4.1. *Vektör Model*

Vektör modelinde, her katılımcı için tercih vektörü, alternatifler için tercih sıralamaları ve alternatifler arasındaki tercih ilişkileri arasında maksimum uyumu sağlayacak bir şekilde haritaya yerleştirilmektedir. Çalışmaya dahil edilen her kişi, benzersiz bir tercih vektörüne sahip olmaktadır (Lilien, Rangaswamy ve De Bruyn, 2007, s.18). Vektör modeli, bireysel faydanın kişiye ait vektör boyunca uzayın merkezinden sonsuza kadar monoton olarak arttığını veya azaldığını varsaymaktadır. Uyarıcının bireyin vektörüne yansımaları, gözlemlenen sıralamaları yeniden üretmektedir (Poole, 2000, s.214).



Şekil 12: Vektör Modelde Uyarıcıların ve Tercihlerin Birlikte Gösterimi

Kaynak: DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, "A New Stochastic Multidimensional Unfolding Model For The Investigation Of Paired Comparison Consumer Preference/Choice Data", 1987, s.360

Vektör modelleri kişileri vektörler ve uyarıcıları noktalar şeklinde düşük boyutlu bir boyutlu uzayda göstermektedir. Şekil 12, iki kişi ve beş uyarıcının iki boyutlu uzayda görsel sunumunu vermektedir. I ve II şeklinde gösterilen oklar kişiler için vektörleri ve *A,B,C,D,E* şeklinde gösterilen noktalar ise uyarıcıları temsil etmektedir. Şekle göre, *I.* kişi için *B* uyarıcısı en yüksek tercihe sahiptir. Sırasıyla *E*, sonra *A*, sonra *D* ve son olarak *C* uyarıcıları bunu takip etmektedir (DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, 1987, s.360). Bu analizin amacı, optimum vektör yönlerini ve nesne koordinatlarını öngörülen bir boyutluluk derecesinde tahmin etmektir. Analizin uygun boyut sayısı, tahmin edilen

model parametrelerinin sayısına bakıldığında, denklemdeki model tahminlerinin tercih verisine ne kadar iyi uyduğunu ölçen uyum istatistikleri karşısında bir yamaç grafiğinin incelenmesi ile seçilmektedir (DeSarbo ve Kim, 2013, s.7)

Vektör modelinin uzaklık temelli bir uzaysal model olmadığı unutulmamalıdır. Aynı zamanda vektörler ve uyarıcı noktaları ortak uzayda serbestçe döndürülebilir ve bu dönüşüm model tahminlerini (markanın tüketici vektörlerine dikey projeksiyonları) veya uyum iyiliği sonuçlarını değiştirmez. Vektör modelinin kötü özelliklerinden biri, tercih ya da faydaların tüm boyutlarda tekdüze olarak değiştiğini varsaymasıdır. Bir tüketici vektörü artan tercih yönünü işaret ettiği için, bu yöndeki boyut boyunca ilerledikçe tercih de artış göstermektedir. Bu durum para, mutluluk, sağlık vs. haricinde gerçek hayattaki bir çok nicelik ve özellik için uygun olmayabilir. Pazarlama araştırmaları açısından bakıldığında, yeni markaların optimal konumlandırılmasının, çoğunlukla gerçekçi olmayan bu tüketici vektörleri yönünde sonsuza doğru konumlandırılacağı anlamına gelmektedir. (DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, 1987, s.361).

Vektör model, tercihler ve nesne koordinatları arasındaki ilişkiyi aşağıda belirtildiği şekilde tanımlamaktadır

$$\delta_{is} = \Sigma_k b_{ks} x_{ik} + c_s \qquad (15)$$

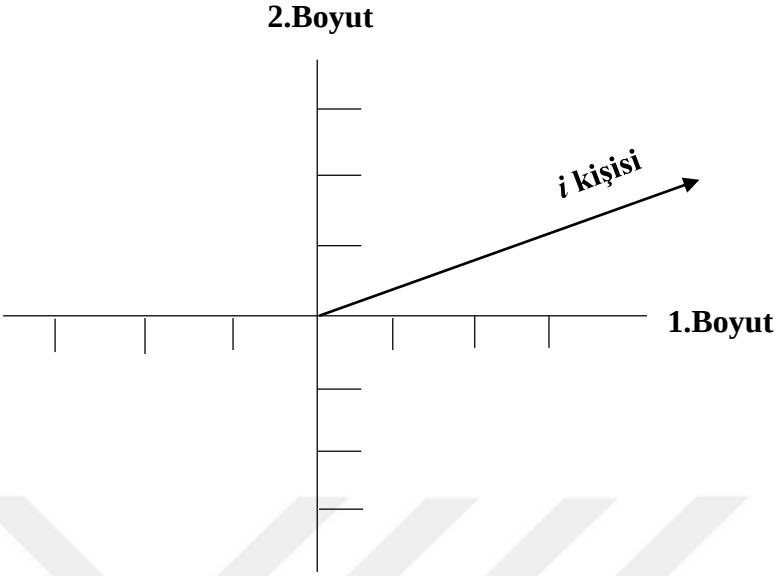
δ_{is}, *s* kişisinin *i* uyarıcısı için tercihini gösterir

b_{ks}, *s* kişisi için *k* boyutunun tahmin edilen önem ağırlığı

x_{ik}, *k* boyutundaki *i* uyarıcısının (tercih vektörünün) koordinatı

c_s, *s* kişisi için sabit (y-intercept)

Vektör model her kişi için sıradan en küçük kareler regresyonu kullanılarak kestirilebilmektedir. Bir kişi için tercih sıralaması o kişiyi temsil eden bir vektör üzerinde uyarıcıların gösterimini vermektedir. Kişiyi temsil eden vektör boyunca dışa doğru ilerlediğimizde tercih artmaktadır. Bir kişinin tercih kararlarındaki boyutların göreceli önem derecesi, boyutsal eksenler ve vektörlerle oluşturulan açıların kosinüsleri tarafından ölçülmektedir (Knowles, 1992, s.14).



Şekil 13: İki Boyutta Vektör Modelin Gösterilmesi

Şekil 13 iki boyutlu bir uzayda *i* kişisinin tercih vektörünü göstermektedir. İkinci boyut birinci boyuta göre daha önemlidir ve ikinci boyuttaki bir birimlik değişim birinci boyuta göre tercihler üzerinde daha büyük bir değişiklik meydana getirmektedir. Tüketici araştırmalarında, vektör model genellikle fiyatın incelenmesi için uygundur çünkü fiyat genellikle ürün tercihleriyle monotonik ilişki içerisinde olmaktadır. Fiyatın incelenmesi dışında vektör modelin bir çok farklı uygulaması bulunmaktadır. (Knowles, 1992, s.14).

Literatürde vektör modeli için çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir. Carrol (1980), ikili karşılaştırma verisi için Hareketli Vektör modelini önermiştir. Bu modele göre, her kişi bir vektör ile gösterilmekte ve her kişi o vektördeki en büyük projeksiyona sahip nesne çiftlerinden birini tercih etmektedir. Bu vektörün yön kosinüsleri, kişinin altta yatan boyutlara verdiği göreli ağırlıkları belirtmektedir. Hareketli vektör modeli, bir kişinin vektörünün merkez vektörden dolaştığını veya etrafında dalgalandığını varsaymakta ve vektör uçları çok değişkenli normal dağılmaktadır. DeSoete ve Carroll (1983), bu modelin uyumu için bir maksimum olasılık yöntemi geliştirmiş ve ek hata kaynakları ve dereceli ikili karşılaştırmalara uyum sağlamak için orijinal Carroll modelinin çeşitli uzantılarını önermiştir. DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg (1987), Carroll'ın çalışmasını genişleterek Olasılıklı Vektör Modelini önermiştir. Bu model vektörün tahmini için her

kişide tekrara ihtiyaç duymayan bir yöntemdir (DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, 1987, s.361).

3.4.4.2. Basit Unfolding Model

Tercih verisi için diğer bir yöntem Unfolding modeldir (Coombs 1964). Basit Unfolding modelde, hem kişiler hem nesneler düşük boyutlu uzayda nokta olarak gösterilmektedir. Kişiler için olan noktalar ideal nesneleri temsil etmektedir. Kişinin ideal noktasından daha uzakta olan bir nesne noktası, kişinin o nesneden daha az fayda sağladığını (kişinin o nesneyi daha az beğendiğini) göstermektedir. Carroll (1980), vektör modelin; ideal noktaların sonsuza gittiği Unfolding modelin özel bir hali olduğunu göstermiştir (DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, 1987, s.362). Vektör modelde olduğu gibi basit Unfolding modelde de ortak uzay konfigürasyonuna dönüşüm uygulanabilmekte ve uzaklıklar bu dönüşümden etkilenmemektedir. Bununla birlikte, basit Unfolding modeli, tercihlerin sonlu olduğunu varsayması ve altta yatan öklid uzaklık modeli göz önüne alındığında, vektör modeline göre araştırmacılar için daha çekici bir model sunmaktadır (DeSarbo ve Kim, 2013, s.13).

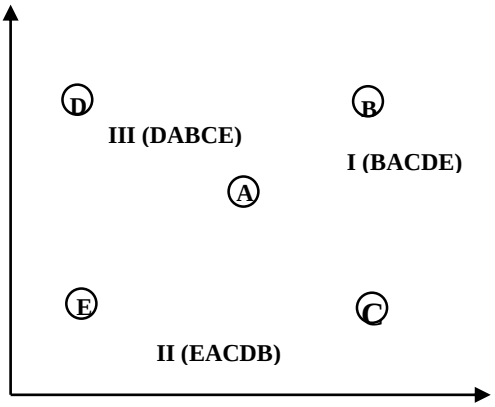
Matematiksel olarak basit Unfolding model şu şekilde ifade edilir;

$$\delta_{ij} = \Sigma_k (x_{ik} - x_{sk})^2 + c_s \qquad (16)$$

x_{sk}, s kişisinin ideal noktası

x_{ik}, k boyutundaki i uyarıcısının koordinatı

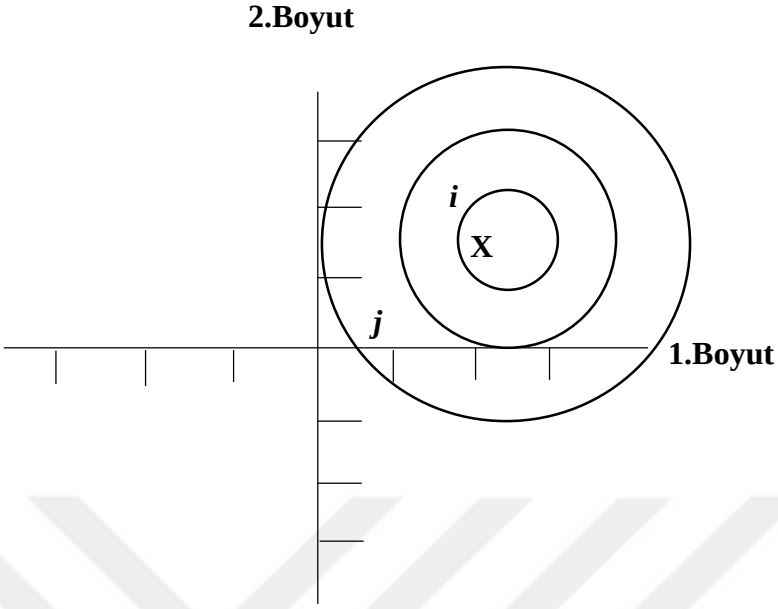
Tercihler, her kişi için tahmin edilen ve doğrusal olmayan ters *U*-şeklinde bir fonksiyon ile uzaklığa bağlıdır. Bu ilişki kişi tercihleri ve nesne boyutları arasında pozitif bir ilişkinin olduğunu varsaymaktadır. Buna rağmen Carroll (1972) negatif ağırlıkların anti-ideal nokta olarak değerlendirilmesini önermiştir, Monte Carlo araştırması ise (Thompson,1989) negatif ağırlıkları örnekleme hatasının veya yanlış model seçiminin bir sonucu olarak görmenin daha uygun olduğunu savunmuştur (Knowles, 1992, s.16).



Şekil 14: İdeal Nokta Modelinde Uyarıcıların ve Tercihlerin Birlikte Gösterilmesi

Kaynak: DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, "A New Stochastic Multidimensıonal Unfolding Model For The Investigation Of Paired Comparison Consumer Preference/Choice Data", 1987, s.362.

Şekil 14, Unfolding perspektiften iki boyutlu varsayımsal uzay gösterimi yapmaktadır. Burada ideal noktaları I, II ve III ile ifade edilen 3 kişi ve 5 uyarıcı bulunmaktadır (A-E). Şekil, her kişi için ideal noktalara olan uzaklıkların bir fonksiyonu olarak tercih sıralarını vermektedir. Unfolding modelde amaç uygun boyutta optimal ideal nokta setlerini ve nesne/marka/ürün koordinatlarını kestirmektir (DeSarbo, DeSoete ve Eliashberg, 1987, s.362).

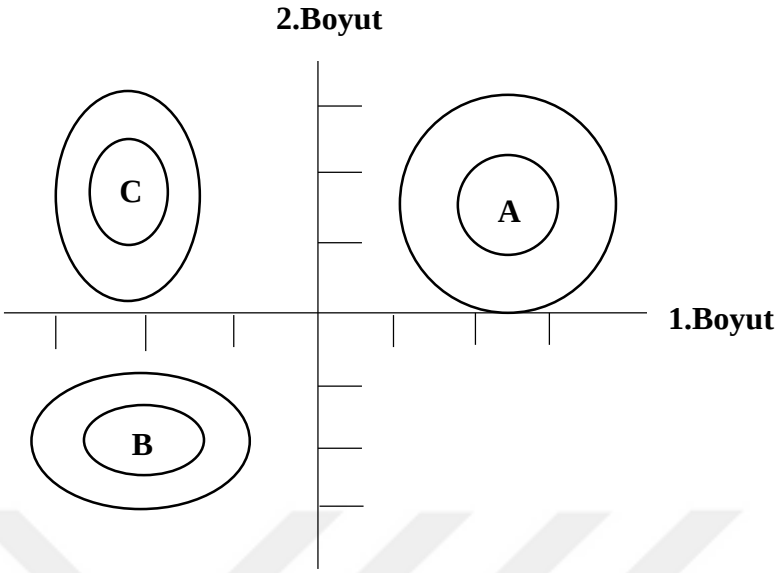


Şekil 15: İki Boyutta Basit Unfolding Modelin Gösterimi

Şekil 15'de iki boyut için basit Unfolding modelin gösterimi yapılmıştır. Şekilde yer alan *X*, ideal noktayı, *i* ve *j* ise uyarıcıları göstermektedir. *i* uyarıcısı *j* uyarıcısına göre daha çok tercih edilmektedir, çünkü ideal noktaya daha yakın konumlanmıştır. Basit Unfolding modelde tüm algısal boyutlar tercihleri belirlemede eşit öneme sahiptir. Şekil 15'de görüldüğü gibi iki boyutta eşit tercihlerin geometrik konumlarını temsil eden isopreference konturlar, kişilerin ideal noktalar etrafındaki eşmerkezli daireler kümesini göstermektedir (Knowles, 1992, s.16).

3.4.4.3. Ağırlıklandırılmış Unfolding Model

Basit Unfolding model her kişi için tek bir ağırlık tahmini yaparken, ağırlıklı Unfolding metodları her boyut için kişilerin ağırlıklarını ayrı ayrı tahmin etmektedir.



Şekil 16: İki Boyutta Ağırlıklandırılmış Unfolding Modelin Gösterimi

Şekil 16, isopreference konturların üç temel şeklinin gösterimini sunmaktadır. Şekilde yer alan *A,B* ve *C* ideal noktaları yani kişileri temsil etmektedir. *A* kişisi her boyutta eşit ağırlığa sahiptir ve bunun gibi bir durumda ağırlıklandırılmış Unfolding model basit Unfolding model ile eşittir. *B* kişisi ise 2. boyuta 1. boyuttan daha fazla ağırlık vermektedir. Tercihler ikinci boyutta birinci boyuta göre ideal nokta yönünde daha hızlı artış göstermektedir. C kişisi için ise tam tersi geçerlidir. (Knowles, 1992, s.18).

Ağırlıklandırılmış Unfolding modeline aynı zamanda eliptik ideal nokta modeli de denilmektedir. En uzun eksen, en az önemli boyuta karşılık gelmekte; sonuç olarak niteliğin gücünde belirli bir değişiklik yapmak için bu boyutta çok fazla değişiklik yapmak gerekmektedir. En kısa eksen ise en önemlisidir, çünkü bu boyuttaki küçük bir değişiklik, niteliğin gücünde büyük değişiklikler meydana getirmektedir (Zaborski, 2010, s.371).

Ağırlıklandırılmış Unfolding modelin fonksiyonel formu aşağıdaki eşitlikte gösterilmiştir:

$$\delta_{ij} = \Sigma_k w_{ks}^2 (x_{ik} - x_{sk})^2 + c_s \qquad (17)$$

w^2_{ks}, s kişisinin k boyutundaki ağırlığıdır

Kişilerin bireysel tercihlerini belirlemede kullanılacak boyutlar arasında ciddi bir önem farkı varsa basit Unfolding yerine ağırlıklı Unfolding modelini kullanmak daha uygundur. Eğer w^2_{ks} her boyutta aynı ise ağırlıklandırılmış model ile basit Unfolding model aynı olmakta, eğer w^2_{ks} sıfır olursa vektör modele eşit olmaktadır (Knowles, 1992).

3.4.4.4. Genel Unfolding Model

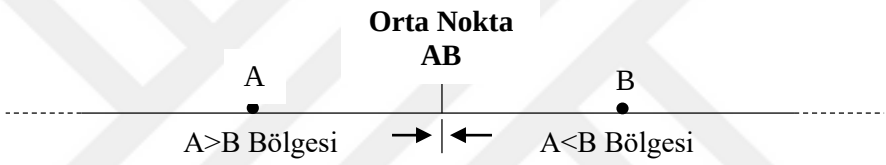
Genel Öklid modeli olarak da bilinen genel Unfolding modeli tüm bireylerin ortak bir nesne uzayını paylaştığı varsayımını ortadan kaldırmakta ve kişilerin kendi referans eksen uzayını oluşturarak uzayı istedikleri şekilde yapılandırmalarına izin vermektedir. Her birey uzayda belirli ve en çok tercih edilen bir ideal noktaya sahiptir. Bireyler eksenleri kendi referans boyutlarına göre döndürmekte ve bu yeni tanımlanan boyutların her birini ağırlıklandırmaktadırlar. Dolayısıyla dönüştürülmüş eliptik ideal nokta modeli elde edilmektedir (Davison, 1983, s.166). Genel Unfolding modeli ile, ağırlıklandırılmış Unfolding modelde bulunan tüm paramatre kestirimleri ve buna ek olarak her kişi için *k* x *k* ortogonal matris dönüşümleri uygulanmaktadır (Knowles, 1992, s.20)..

Literatürde bu modelin uygulamasına ilişkin örnekler bazı sebeplerden dolayı az sayıdadır. Birincisi genel Unfolding model haritasını değerlendirmek güçtür. İkincisi genel Unfolding modeli en çok sayıda parametreye uymalıdır ve böylece içsel Unfolding Analizi gibi diğer dışsal modellere göre daha kararlı tahminler üretmektedir. Üçüncüsü, genel Unfolding çözümlerinin çoğunun tüketici araştırmalarında uygulanması zordur. Ürünler genellikle bir nitelikler kümesi olarak görülmektedir. Her bir tüketicinin, genel Unfolding Analizi'nde olduğu gibi kendi algısal nitelik kümesine sahip olmasına izin verilirse, sonuçların uygulanabilirliği kontrol edilememektedir (Knowles, 1992, s.22).

3.5. UNFOLDING ANALİZİNDE BOYUTSALLIK

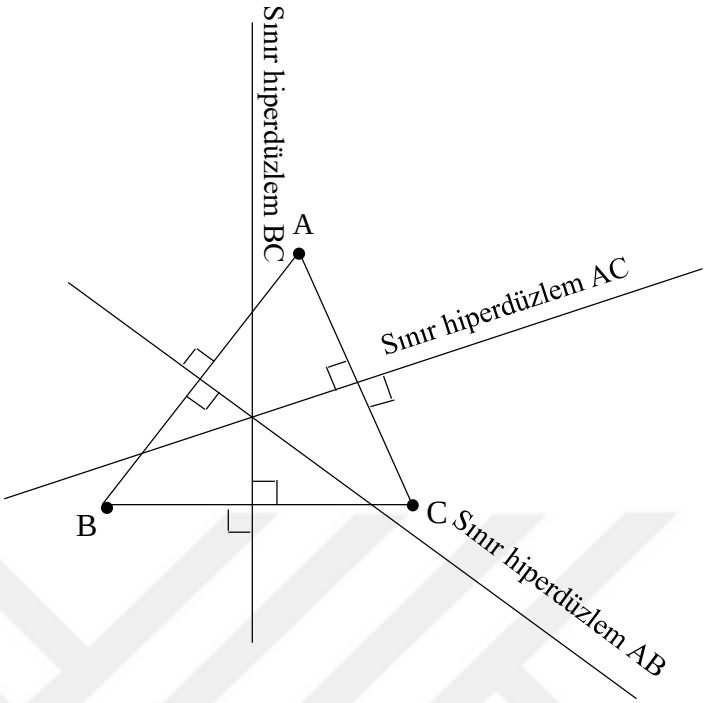
Unfolding yönteminde dikkate alınması gereken önemli bir problem, kişilerin ürettiği sıralamalar göz önüne alındığında uzayın boyutunu bulmaktır. Tek boyutlu uzayda (yani, sonsuz düz bir çizgi), iki ayrı noktadan tam olarak eşit uzaklıkta yalnızca bir nokta bulunmakta; buna da orta nokta ya da iki nokta arasındaki sınır denilmektedir. Orta noktanın bir yanında kalan tüm noktalar nesnelerden birine daha

yakın ve karşı taraftaki tüm noktalar diğer nesneye daha yakın olmaktadır. *A* ve *B* noktaları arasındaki bir sınır *A* / *B* şeklinde gösterilmekte ve *A* / *B*' nin *A* tarafında kalan tüm noktalar *A*'ya daha yakın ve *B* tarafındaki tüm noktalar *B*'ye daha yakın olmaktadır. İki boyutlu uzay olması durumunda (düzlem), iki nesneden eşit uzaklıkta olan nokta bir doğru şeklini alacaktır ve bu doğru parçasının dikey açıortayı nesneleri birbirine bağlamaktadır. İdeal noktası bu doğrunun bir tarafındaki düzlemde olan tüm kişiler, *A* nesnesinin bulunduğu taraf, *A*>*B* sıralamasını verirlerken, doğrunun karşı tarafında kalan kişiler *B*>*A* sıralamasını vermektedirler. Genel olarak, herhangi iki ayrı nesneden eşit uzaklıkta olan bir yer, nesnelerin meydana geldiği toplam uzayın boyutundan bir boyut daha düşük bir yüzey, yani hiperdüzlem olacaktır (Bennett ve Hays, 1960, s.30).



Şekil 17: İki Uyarıcı Noktası İçin Orta Nokta ve Bölgeler

Coombs tarafından incelenen tek boyutlu uzayda, tek bir uzayın tamamı Şekil 17'de görüldüğü gibi bu orta noktalar tarafından bölgelere ayrılmakta; her bir bölgede her kişi aynı nesnelerin sıralamasını vermektedir, ancak herhangi bir bölgede farklı kişilerin ideal noktaları nesnelerden farklı mutlak uzaklıklarda bulunabilmektedir.



Şekil 18: İki Boyutta Üç Nokta İçin Sınır Hiperdüzlemler

İki boyutlu uzayda üç nesne arasındaki sınırlar Şekil 18'de gösterilmektedir. Üç tane nesneden eşit uzaklıkta bir noktada $H(A,B,C)$ buluşan üç tane sınır hüperdüzlem $H(A,B)$, $H(A,C)$, $H(B,C)$ bulunmaktadır. r boyutlu uzayda, r+1 nesneden eşit uzaklıkta olan yalnızca bir nokta bulunmaktadır (Bennett ve Hays, 1960, s.31).

Herhangi bir $H(A,B)$ sınır hiper düzlemi, tüm uzayı iki yarım uzaya bölmektedir, bu uzayların her biri, hiper düzlemi üreten iki nesne yani A ve B'ye göre aynı uzaklık ilişkisini sağlamaktadır. Bu bölgelerden biri AB ($A>B$) isotonik bölgesini temsil ederken diğeri BA ($B>A$) isotonik bölgesini temsil etmektedir. Eğer $H(B,C)$ sınırı AB bölgesinden geçerse, AB bölgesinde bulunan ve aynı zamanda $H(B,C)$ hiper düzleminin B tarafında olan her nokta, $A>B>C$ sıralamasını vermekte ve bu isotonik bölge ABC şeklinde ifade edilmektedir. Aslında, herhangi bir izotonik bölge, birkaç sınır hiper düzleminin her birinin belirtilen tarafındaki tüm noktaların kümesidir, ya da (eşdeğer olarak) daha büyük izotonik bölgelerin belirli bir kümesinin kesişimidir (Bennett ve Hays, 1960, s.33).

Sınırlara Dayanan Boyutsallık: Sınır kavramının önemi, uzayın bir, iki veya daha yüksek boyutta olabileceğini göstermek için kullanılmasına ve bir başlangıç

boyut belirleme kriteri olarak uygulanmasına dayanmaktadır. Tek boyutlu bir uzayda ikiden fazla bölgenin birbirini sınırlaması mümkün değildir ve iki boyutlu uzayda en fazla dört izotonik bölge birbirinin tamanını sınırlayabilmektedir. Karşılıklı sınır yaklaşımını (mutual boundary), iki boyuttan daha yüksek boyuttaki uzaylara genişletmenin şimdiye kadar mümkün olmadığı kanıtlanmıştır. Yöntem, bir veya iki boyutta bir çözüm imkânının hızlı bir kontrolü olarak ve uzaydaki nesnelerin konfigürasyonunun ilk taslağı olarak işlev görmektedir (Coombs, 1964, s.153).

Eleman Sayısına Dayanan Boyutsallık (Dimension by Cardinality): Kısaca özetlenen sınır metodu, uzayın boyutsallığına bağlı bir alt sınırın saptanmasıyla çalışmaktadır; yani belirli bir sıralamanın cevaplayıcılar tarafından k boyutlu bir uzay içerisinde verilmiş olması gerektiği sonucuna varılmaktadır. Bu yöntem ise, cevaplayıcıların $C(n,k)$ adet verdiği farklı sıralamaların toplam sayısının karşılaştırılmasıyla uzayın olası boyutuna daha düşük bir sınır koymaya yani n kişi tarafından k adet boyutta üretilebilecek maksimum izotonik bölge sayını bulmaya hizmet etmektedir. Böylece Coombs, dört nesnenin bir uzaydaki sıralamalarının sayısının yediden fazla olamayacağını göstermiştir; Eğer sekiz veya daha fazla sıralama deneysel olarak elde edilmişse, bu sıralamaların tek boyutta bir çözümü bulunamamaktadır (Bennett ve Hays, 1960, s.37). Tek boyutlu bir uzayda, maksimum bölge sayısı $\frac{1}{2}n(n-1)+1$ değeri kadardır. Her bölge bir sıra düzeni ile ilişkilendirildiğinden, kişiler tarafından bildirilen farklı sıralamaların sayısı bu değerden büyükse, uzayın minimum boyutsallığının birden büyük olacağı bilinmektedir. Bu nedenle, elde edilen farklı sıralamaların toplam sayısı, boyutluluk için alt sınır belirlemek için bazı koşullar altında kullanılabilmektedir. Ancak bu prosedür, boyut ve uyarıcı sayısındaki bir artışla birlikte farklı sıralamaların da sayısını hızla artırdığı için, genelde iyi sonuç vermemektedir (Torgerson, 1958, s.416).

Tablo 7

***D* Boyutta *N* Nesne Tarafından Oluşturulan Sıralamaların Maksimum Sayısı *C*(*N*,*D*)**

	D				
n	***1***	***2***	***3***	***4***	***5***
1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2
3	4	6	6	6	6
4	7	18	24	24	24
5	11	46	96	120	120
6	16	101	326	600	720
7	22	197	932	2.556×10^3	4.320×10^3
8	29	351	2.311×10^3	9.080×10^3	2.221×10^4
9	37	583	5.119×10^3	2.757×10^4	9.485×10^4
10	46	916	1.037×10^4	7.364×10^4	3.430×10^5
11	56	1.376×10^3	1.953×10^4	1.773×10^5	1.079×10^6
12	67	1.992×10^3	3.466×10^4	3.921×10^5	3.030×10^6
13	79	2.796×10^3	5.875×10^4	8.080×10^5	7.735×10^6
14	92	3.823×10^3	9.491×10^4	1.569×10^6	1.824×10^7
15	106	5.111×10^3	1.484×10^5	2.898×10^6	4.021×10^7
16	121	6.701×10^3	2.251×10^5	5.125×10^6	8.368×10^7
17	137	8.637×10^3	3.323×10^5	8.726×10^6	1.657×10^8
18	154	1.097×10^4	4.791×10^5	1.438×10^7	3.140×10^8
19	172	1.374×10^4	6.765×10^5	2.300×10^7	5.728×10^8
20	191	1.701×10^4	9.376×10^5	3.585×10^7	1.010×10^9

Kaynak: Bennett ve Hays, "Multidimensional Unfolding Determining The Dimensionality Of Ranked Preference Data", 1960, s.38.

Bennett (1956) *d* boyuttaki *n* uyarıcı için mümkün sıralamaların sayısını veren bir tablo geliştirmiştir (n = 1, 2 ,…, 40; d = 1, 2, …, 5). Bu tabloya göre tek boyutlu bir uzayda 5 uyarıcı ile 11 farklı sıralama elde edilebilmektedir. Bennett'in tablosuna göre aynı uyarıcı sayısı için iki boyutlu bir uzayda sıralama sayısı 46'ya, üç boyutlu uzayda ise 96'ya çıkmaktadır. Üç boyutlu uzayda 10 uyarıcı için 10,000'in üzerinde farklı sıralama elde edilmektedir. Dolayısıyla, hem boyutluluk hem de uyarıcı sayısı küçük olmadığı sürece olası sıralama sayısının örneklemdeki kişi sayısını aştığı görülmektedir (Torgerson, 1958, s.416). Tablo, boyut sayısının artması ile birlikte farklı olası sıralama sayısının da hızla arttığını göstermektedir. Bu demek oluyor ki, eleman sayısına dayanan bu kriter doğrudan doğruya yalnızca deneysel

olarak bağımsız sıralamaların sayısının büyük olduğu durumda uygulanabilmektedir (Coombs, 1964, s.156s).

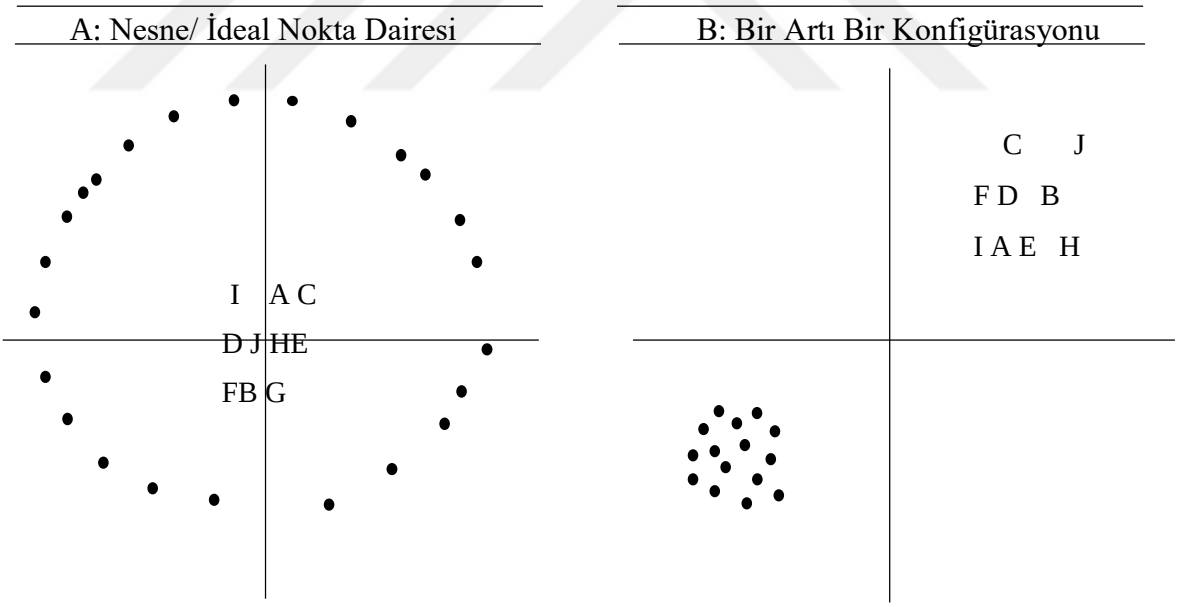
Gruplara Dayanan Boyutsallık: Boyutsallığa alt sınır koymak için daha duyarlı bir prosedür olan gruplara dayanan boyutsallık yaklaşımı bulunmaktadır. Bu yöntemde, uyarıcılardan oluşan alt gruplar kullanılmaktadır. Buradaki temel şey, herhangi bir $d + 1$ adet uyarıcının olası tüm sıralamalarının d boyutlu bir uzayda oluşabilmesidir. Örneğin, tek boyutlu bir uzaydaki iki uyarıcı için, AB ve BA gibi iki sıralama oluşabilir. İki boyutlu bir uzaydaki herhangi bir üç uyarıcı için ise, altı mümkün sıralamanın hepsi: ABC, ACB, BAC, BCA, CAB, CBA şeklindedir. Altı adet sıralamanın tamamı tek boyutlu bir uzayda gerçekleşemez; bununla birlikte üç uyarıcı tek boyutlu bir uzayı en fazla dört bölgeye bölmektedir. Genel olarak, $d + 2$ adet uyarıcının permütasyonlarının komple setinin, d boyutlu uzayda oluşması mümkün değildir. Dolayısıyla, sıralamadaki tüm olası permütasyonların gerçekleştiği uyarıcıların en büyük alt kümesi uzayın boyut sayısı için alt sınır oluşturmaktadır. Boyut sayısı, tam bir sıralama setinin elde edildiği en fazla uyarıcı sayısının bir eksiğinden daha küçük olmamaktadır. Örneğin, beş uyarıcı grubunun herhangi bir alt kümesi için 5! = 120 adet sıralamanın tamamı elde edilirse, boyut sayısının en az dört olması gerektiği bilinmektedir (Torgerson, 1958, s.417).

3.6. UNFOLDING ANALİZİNDE DEJENERASYON PROBLEMİ

Unfolding Analizi sadece, elde edilen haritalar tüketici tercihlerinin uygun bir gösterimini yaptığı zaman anlamlı sonuçlar vermektedir. Çok Boyutlu Unfolding prosedürlerinde, özellikle de metrik olmayan analizlerde yaşanan zorluk, dejenere (anlamsız) çözümlerin yaygın olmasıyla ilgilidir. Ancak dejenarasyonun yalnızca metrik olmayan Unfolding için ortaya çıktığını belirtmek yanlıştır (Van Deun, Groenen ve Delbeke, 2011). Dejenere çözümlerin özelliği, nesnelerin kişilere (neredeyse) eşit uzaklıkta olmasıdır. Bu çözümlerin ortaya çıkmasının nedenleri arasında, kullanılan veri ölçüm seviyesi ve uyum iyiliği fonksiyonu yer almaktadır (Van Deun ve diğerleri, 2005, s.46). Dejenere sonuçlar, stress değerinin veriden bağımsız olarak küçük elde edilmesi durumunda ortaya çıkmaktadır. Genel olarak dejenere sonuçlar, hatalı konumlandırılmış nesneler (örn. tüketiciler, markalar, ürünler) olarak açıklanmakta

ve böylelikle anlamsız sonuçlar elde edilmektedir. Stresin en aza indirilmesi model uyumunu geliştirmektedir, ancak model uyumunun iyi olması her zaman anlamlı bir çözüme işaret etmemektedir. Çok Boyutlu Unfolding için en iyi çözümün stresi en aza indirmesi, yorumlanabilir ve güvenilir olması gerekmektedir. Ancak dejenere çözümler yorumlanamaz, çünkü modele uyum sağlamasına rağmen noktalar arasında yeterince farklılaşma bulunmamaktadır (Busing, 2010).

DeSarbo ve Rao (1984) ve Heiser (1989)'a göre dejenere çözümler kendilerini çeşitli şekillerde göstermektedirler. En genel dejenerasyon şekli (iki boyutta); ideal noktaların ve uyarıcı noktalarının eş merkezli (iç içe) daireler içinde yayıldığı durumdur, bir noktalar seti diğer noktalar setini çevrelemektedir. Bir başka tipik dejenere çözüm, iki noktalar setinin bir veya daha fazla boyutta birbirinden ayrıldığı çözümdür (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.145). Bu iki sonuç ideal noktalardan nesne noktalarına olan tüm uzaklıkların eşit olduğunu göstermektedir.



Şekil 19: Tipik Unfolding Dejenerasyon Şekilleri

Kaynak : DeSarbo, Young ve Rangaswamy, "A Parametric Multidimensional Unfolding Procedure for Incomplete Nonmetric Preference/Choice Set Data in Marketing Research", 1997, s.500)

Şekil 19'un A bölümü iki boyut üzerinde nesne/ideal nokta dairesini göstermektedir. Burada harfler nesneleri/markaları/uyarıcıları gösterirken, siyah noktalar kişilerin ideal noktalarını göstermektedir. Şekil 19'un B bölümünde ise ideal noktalar koordinat sisteminin 3. bölgesine düşmüşken , nesne noktaları 1. bölgede yer almaktadır. Yukarıda verilen şekillerde tüm setler arası uzaklıklar eşittir. Bu dejenere sonuçlar hem metrik hem de metrik olmayan Unfolding için geçerlidir. Metrik Unfolding yöntemi de dejenere sonuçlara yol açan sabit uzaklıklara sebep olabilmektedir. Çünkü set içi yakınlıklar kayıptır ve setler arası farklılıklar eşittir. Uzaklıkların eşit olması durumu, veri ile ilgili herhangi bir bilgi vermiyor gibi görünse de, Van Deun, Groenen, Heiser, Busing ve Delbeke (2005) böyle bir sorunun bir yorumunun hala mümkün olduğunu göstermişlerdir. Burada dikkat edilmesi gereken, birlikte kümelenen noktalara odaklanmaktır. Bu noktalar veriye bağlı olarak farklı pozisyonlara sahip olmaktadır ve bu durumda noktaların yorumu farklı bir uzaklık modeli kullanılarak yapılmalıdır (Borg ve Groenen, 2005, s.302).

Heiser (1989) bunlar dışında verilerde daha az ve nadiren gözlemlenen, özel ilişkiler neticesinde ortaya çıkan bir çok dejenerasyon formu sıralamıştır. Örneğin, bir veya daha fazla nesnenin tüm kişiler tarafından sürekli daha az tercih edilmesi dejenerasyon formlarından biridir. Kruskal ve Carroll (1969) dejenere sonuçları çözebilmek için alternatif uyum iyiliği ölçüleri geliştirmiştir. Buldukları yöntem yapay verilerle güzel çalışmaya eğilimlidir ancak Carroll'a göre (1972) gerçek veriler ile tatmin edici sonuçlar elde edilememektedir (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.145).

Tercih verisi yapısı gereği sıralıdır ve metrik olmayan modelde, verinin orijinal sırasının korunması şartı ile verinin monoton dönüşümüne izin verilmektedir. Metrik olmayan Unfolding aynı zamanda kişilerin seçim alternatiflerini tercihlerine göre sıraladıkları durumda kullanılmaktadır. Veri dönüşümüne izin verilmesi durumunda, düşük boyutlu uzayda veri daha iyi temsil edilmektedir (Velden ve diğerleri, 2011, s.4). Ancak bunun yanında Kruskal'ın monoton regresyon prosedürünü, en küçük kareler kayıp fonksiyonuyla birlikte kullanmak, tüm dönüştürülen verilerin eşit olmasına neden olabilmektedir. Bir metrik dönüşüm kullanırken bile, dönüştürülen veriler eşit olabilir. Ayrıca şunu belirtmek gereki ki, monoton dönüşümlerin kullanıldığı

durumda model Metrik Olmayan Unfolding, aralık ve oran dönüşümleri kullanıldığı durumda ise Metrik Unfolding adını almaktadır (Van Deun ve diğerleri, 2005, s.46).

Tercih sıralamasında her birey için bağımsız sıralı dönüşüm olması olağandır. Eğer bireyler satırlarla ifade edilirse, veri satır koşullu olmaktadır. Yine, en az aralıklı ölçekte satır koşullu dönüşüm uygulanırsa (stress'i minimize etmek için), eşit uzaklıkların olduğu sıfır stress değerine ulaşılmaktadır. Dönüşümlerin satır-koşullu yapılması sonuçların daha da anlamsız çıkmasına yol açmaktadır. Bir noktalar setinin diğer noktalar setini çevrelediği durum, stresi satır koşullu dönüşümlerle minimize ettiğimizde ortaya çıkmaktadır (Borg ve Groenen, 2005, s.304).

Çok Boyutlu Ölçekleme yöntemlerindeki birçok kayıp fonksiyon, payın uzaklıklar ile dönüştürülmüş veriler arasındaki sapmayı ölçtüğü ve paydanın normalleştirme fonksiyonuna eşit olduğu bir kesir biçimini almaktadır. Farklı kayıp fonksiyonları, normalleştirme fonksiyonu ile ayırt edilebilmektedir. Stress-1 için bu fonksiyon, kareli uzaklıkların toplamıdır. Nesnelerin ideal noktaları çevrelediği daire formunda bir dejenere çözüm, dönüşüme uğramış veriyi mükemmel biçimde temsil etmektedir: tüm nesneler kişilere eşit mesafededir ve böylece eşit dönüştürülmüş verileri yansıtmaktadır ve sapmaların kareleri toplamı sıfıra eşittir. Normalleştirme faktörü sıfır olmadıkça, çözümün uyum iyiliği sıfırdır. Bu anlamsız (dejenere) ve veriden bağımsız bir çözümdür ancak mükemmel bir uyuma sahiptir. Stress-1' in Unfolding Analizi'nde uyum iyiliği kriteri olarak başarısızlığı, diğer stress ölçülerinin geliştirilmesine yol açmıştır (Van Deun ve diğerleri, 2005, s.46).

DeSarbo, Young ve Rangaswamy (1997) dejenerasyonun ortak biçimlerinin, set içi uzaklıkların ortalama farkı ve/veya setler arası uzaklıkların ortalama farkı ile karakterize edildiğini belirtmişlerdir. DeSarbo (1977) dejenerasyonun varlığını saptamak için üç tane indis ($I3 = I1 - I2$) ortaya koymuştur (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.145).

$$\bar{D}_y = \frac{2}{J(J-1)} \sum_{j<j'}^{J} \sum \left[\sum_{k=1}^{K} \left(y_{jk} - y_{j'k} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (18)$$

$$\bar{D}_x = \frac{2}{I(I-1)} \sum_{i<i'}^{I} \sum [\sum_{k=1}^{K} (x_{ik} - x_{i'k})^2]^{1/2} \quad (19)$$

$$\bar{D}_{xy} = \frac{1}{IJ}\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}\left[\sum_{k=1}^{K}\left(y_{jk} - x_{i'k}\right)^2\right]^{1/2} \quad (20)$$

i=1,…,I kişiler,

j=1,…,J nesne veya uyarıcılar,

k=1,…,K boyutlar,

y_{jk}=j nesnesinin k boyutundaki koordinati,

x_{ik}=i kişisinin k boyutundaki ideal noktası,

$\bar{D}_y$=nesnelerin set içi uzaklıklarının ortalaması

$\bar{D}_x$=kişilerin set içi uzaklıklarının ortalaması

$\bar{D}_{xy}$=setler arası uzaklıkların ortalaması

$$I_1 = ln\left(\frac{\bar{D}_y}{\bar{D}_{xy}}\right) \quad (21)$$

$$I_2 = ln\left(\frac{\bar{D}_x}{\bar{D}_{xy}}\right) \quad (22)$$

$$I_3 = ln\left(\frac{\bar{D}_y}{\bar{D}_x}\right) \quad (23)$$

Nesnelerin ve kişilerin iyi bir gösterimi için bu indislerin 0.0 civarında olması gerekmektedir. İndisler ölçeğe ve sonuçların rotasyon dönüşümlerine göre sabittir. İndisler aynı veriden elde edilen Unfolding sonuçların karşılaştırılması için kullanılabilmektedir. Bu normun 0.00'dan (her iki yönde) anlamlı sapmalar göstermesi potansiyel olarak dejenere çözümlerin olduğuna işaret etmektedir. Bu indisler çözümün üretilmesi kısmında kullanılan metoda değil, üretilen çözüme dayanmaktadır (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo,1999, s.146).

3.7. UNFOLDING ANALİZİNDE DEJENERASYON PROBLEMİNİ ÖNLEMEK İÇİN KULLANILAN YAKLAŞIMLAR

Dejenerasyon problemi, Unfolding Analizi'ne ilişkin uygulamalarda sıklıkla karşılaşılan ve uzun süredir devam eden bir sorundur ve çeşitli yazarlar problemin çözümü için farklı öneriler getirmişlerdir. Busing, Groenen ve Heiser (2005), Borg ve Groenen (2005) dejenerasyon sorununu kapsamlı bir şekilde gözden geçiren ve ciddi çözümler üreten önemli çalışmalar yapmışlardır. Dejenere sonuçlardan kaçınmanın ve Unfolding Analizi için anlamlı sonuçlar elde etmenin çeşitli yolları bulunmaktadır. Ne yazık ki, dejenere sonuçlardan kaçınmak için önerilen yaklaşımlar her zaman başarılı olamamakta ve anlamsız çözümler hala ortaya çıkabilmektedir.

Bir çok araştırmacı anlamsız Unfolding sonuçları kayıp fonksiyondaki düzeltmelerle engellemeye çalışmıştır. Kruskal (1968) ve Kruskal ve Carroll (1969) bunun için Stress-2 ölçüsünü önermiştir. Stress-2 (σ_2) ölçüsü Stress-1 (σ_1) ölçüsünden her zaman daha büyük çıkmaktadır. Çünkü aynı paya sahipken daha düşük paydaya sahiptir ve daha büyük çıkmasına rağmen Stress-2 dejenere sonuçların çıkmasını engellemektedir (Borg ve Groenen, 2005, s.302). Ancak yine de Stress-2 dejenere sonuçları tamamen ortadan kaldıramamaktadır.

Dejenerasyon problemini çözmek için geliştirilen yöntemlerden biri Heiser (1981) tarafından ortaya atılmıştır. Heiser geliştirdiği Smacof prosedüründe, ortak uzay üzerinde konfigürasyon kısıtları uygulamıştır. Her uyarıcı, en çok tercih edilen (ilk önce seçilen) nesnelerin merkezinde olmaya zorlanmaktadır. Bu yöntemin kısıtlayıcıların biri verinin güvenirliği konusunda endişe taşımasıdır. Temelde, Heiser'in bu yaklaşımında kestirilen parametrelerdeki ağırlıkların çoğu ilk *M* seçim (en çok tercih edilen ilk *M* uyarıcı) üzerinde olma eğilimindedir, yani verinin geri kalan kısmı yok sayılmaktadır. Bu strateji kabaca, bir kişinin, en çok tercih edilen bir uyarıcı hakkında tercih verilerini güvenilir bir şekilde verebileceğini veya ilk *M*'yi tercih ettiğini varsaymakla eşdeğerdir, diğer yargılar model parametrelerini tahmin etmekte önemli ağırlık taşımak için fazla "gürültülü" olabilmektedir. Bu örtük ağırlıklandırma şeması bazı özel uygulamalar için geçerli olmasına rağmen, pek çok kişi için kesinlikle gerçekçi değildir. Çalışmanın doğasına bağlı olarak, soru formu dizaynı, uyarıcı sayısı, uyarıcılar arasındaki ayırıcılık,

özne tipi gibi farklı varsayımlar ilk *M* nesne üzerindeki tercih kararlarında ne kadar hata oluştuğunu göstermede uygun olabilir (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.146).

DeSarbo ve Rao (1984) ve DeSarbo ve Carroll (1985) metrik Çok Boyutlu Unfolding yönteminde meydana gelen dejenerasyon problemi için alternatif bir yöntem geliştirmişlerdir. Bu araştırmacılar kayıp fonksiyonu için ağırlıklı kareler toplamını kullanmayı önermişlerdir. Örneğin GENFOLD3 (Metrik Unfolding) amaç fonksiyonunu, tercih verisindeki sıralamaların ters fonksiyonu ile ağrılıklandırmaktadır ve bu yöntem kişi başına en çok tercih edilen uyarıcılara daha fazla dikkat etmektedir (Kim, Rangaswamy ve DeSarbo, 1999, s.147).

İdeal nokta modeli gibi vektör modeli de tercihleri düşük boyutlu bir uzayda göstermeyi amaçlamaktadır ancak iki model farklı tercih fonksiyonları kullanmaktadır. De Leeuw (1983), eşit uzaklıklı noktalar şeklinde karakterize edilen dejenerasyonun olması durumunda uzaklık modeli yerine vektör modelinin kullanılmasının uygun olduğunu göstermiştir. Bu sonuca dayanarak, Van Deun ve arkadaşları (2005) kişilere ait ideal noktaların vektörlerle temsil edilerek dejenere çözümlerin nasıl yorumlanabileceğini göstermiştir ve tercih verilerinin gösterimi için hibrid vektör ideal nokta modelini önermişlerdir. Bu önerilen modeli çözmek için bir kayıp fonksiyon tanıtılmış ve VIPSCAL adı verilen bir algoritma geliştirilmiştir (Van Deun ve diğerleri, 2011; Busing, 2010).

Busing ve Groenen (2005) dönüşümün sabit terim içermesi durumunda Unfolding sonuçların dejenere olacağını göstermişlerdir. Dejenere sonuçlardan kaçınmanın bir yolu dönüşümün sıfırdan farklı bir sabit ve sıfır eğim içermemesidir. Bu durumdan kaçınmanın bir yolu dönüşüme kısıt koymaktır, böylelikle sıfırdan farklı sabit ve sıfır eğim dönüşümü engellenmiş olmaktadır (Borg ve Groenen, 2005, s.322). Bu kısıtı sağlayan dönüşümlerden biri oransal dönüşümdür. Oransal dönüşüm yapıldığında sabit kestirilemez ve eğim bire eşit olur, böylelikle sıfır eğim ve sıfırdan farklı sabit de ortaya çıkamaz. Dejenere sonuçlar için basit bir yol olmasına rağmen, Unfolding Analizi'nde sıklıkla kullanılan sıralı veri yapısında anlamlı sonuçlar vermemektedir (Borg ve Groenen, 2005, s.323).

Busing (2005) sıfır olmayan sabit ve sıfır eğim dönüşümü sonucu ortaya çıkan dejenere çözümler için basit ancak oldukça etkili bir model önermiştir. Bu modelde, daha büyük sabit değeri elde etmekten kaçınmak için stress değerine ceza (penalty) eklenmektedir (Borg ve Groenen, 2005, s.325). Dejenere sonuç, hepsi aynı olan $\hat{d}_{ij}$'ler ile temsil edilmektedir. Etkili bir sonuç için, iyi bir ceza terimi $\hat{d}_{ij}$'ler sabite yakın olduğunda yüksek değer alırken, ortalama $\hat{d}_{ij}$'ler varyanstan önemli farklılık gösteriyorsa küçük değer almalıdır. Varyansların ortalama ile kıyaslanması için objektif bir ölçü olan varyansın Pearson katsayısı kullanılmakta ve standart sapmanın ortalamaya bölünmesi ile elde edilmektedir: $v(a) = s(a)/\bar{a}$ ve formülde yer alan $\bar{a}$ örnek ortalamasını ve *s(a), a* vektörü için standart sapmayı göstermektedir. Dejenerasyon olması durumunda, $\hat{d}_{ij}$'lerin sabit varyans katsayısı sıfır olmaktadır. Cezalı stress fonksiyonu aşağıdaki gibi formülize edilmektedir (Velden ve diğerleri, 2011, s.8).

$$\sigma_p^2\left(P, \widehat{D}, X, Y\right) = \sigma_n^{2\lambda}(\widehat{D}, X, Y)\left(1 + \omega \frac{v^2(\delta)}{v^2(\hat{d})}\right) \quad (24)$$

$\delta = vec(\Delta)$ ve $\hat{d} = vec(\widehat{D})$ sırasıyla, gözlenmiş uzaklıkları (tercihler) ve pseudo uzaklıkları gösteren vektörlerdir. λ ve ω ceza parametreleri, cezanın gücünü belirleyen kullanıcı tarafından sağlanan sabitlerdir. Lambda $0< \lambda \leq 1$ aralığında değer alırken, omega sıfırdan büyük $\omega \geq 0$ olmalıdır. λ sıfıra yaklaştığında ve ω değeri arttığında, güçlü bir ceza elde edilmektedir. λ değeri bire ve ω sıfıra yaklaştığında ise cezanın etkisi azalmakta ve dejenere çözümlere yol açmaktadır (Busing ve Rooji, 2009, s.332).

Yukarıdaki fonksiyonda, $\hat{d}$ için düşük varyans katsayısı, unfolding sonuçları anlamsız yapan yüksek cezalı stress değerine yol açmaktadır. Eğer $\hat{d}$ için varyans katsayısı, δ için olan varyans katsayısına eşitse, cezalı stress fonksiyonunun minimizasyonu σ_n^2'nin minimizasyonuna benzer olmaktadır. Busing ve diğerlerinin yaptığı bir similasyon çalışmasında düşük λ değeri (güçlü ceza) gözlenmiş farklıklıkların yaklaşık-lineer dönüşümlerine yol açmaktadır. Unfolding sonuçlarda ω'nın etkisinin göreli olarak düşük olduğu görülmüştür. Buna rağmen, seçilen ω değeri çok düşükse dejenere sonuçlar hala meydana gelebilmektedir. Eğer ω sıfır değerini alırsa, orijinal Stress fonksiyonu elde edilmektedir. Busing ve diğerleri, λ

parametresini 0,5 değerinde sabitleyip, ω parametresine de 0,5'ten başlayarak farklı değerler atamayı önermiştir (Velden ve diğerleri, 2011, s.8).

3.8. UNFOLDING ANALİZİ'NDE SONUÇLARIN KARARLILIĞI VE BOOTSTRAP YAKLAŞIMI

Unfolding Analizi'nde sonuçların dejenere olmamasının yanında kararlı olması da oldukça önemlidir. Metrik olmayan Unfolding parametrik olmayan bir model olduğu için model parametrelerini içeren herhangi bir özel dağılım varsayımı gerektirmemektedir. Bunun yanında Unfolding sonuçları verideki ufak değişikliklerden fazlaca etkilenmektir. Bu sebeplerden ötürü, Unfolding sonuçların kararlılığına/tutarlılığına ve istatistiksel sonuçların anlamlılığına güvenmek için çeşitli ölçülere ihtiyaç duyulmaktadır. Model, kişilerin ve nesnelerin pozisyonlarının kestirimlerini yapsa da bu pozisyonların belirsizliği için kestirim yapmak mümkün değildir. Velden ve arkadaşları (2011) metrik olmayan Unfolding sonuçların kararlılığını ölçmek için parametrik olmayan dengeli bootstrap prosedürünü önerilmişlerdir (Velden ve diğerleri, 2011, s.4).

Bootstrap analizinde, yeniden örneklenen verilere tekrar tekrar istatistiksel yöntemler uygulanmaktadır. Yani, orijinal örneklemden iadeli olarak rastgele çekilen, aynı boyuttaki B sayıda yeni örnekler, "bootstrap örnekleri" olarak adlandırılmaktadır. İadeli olarak örnek çekmek, kişilerin bir bootstrap örneğinde birden fazla kere (ya da hiç) gözlemlenebileceği anlamına gelmektedir. Sonuç olarak, bazı kişiler bazı bootstrap örneklerinde diğer örneklere göre daha sık görülebilmektedir. Bu dengesizliği önlemek için, her bir kişinin, tüm B adet bootstrap örneklerinde tam olarak B kere yer almasını sağlayan dengeli bootstrap yöntemi kullanılmaktadır (Velden ve diğerleri, 2013, s.87).

Her bir bootstrap örneği, nesnelerin ve kişilerin bir konfigürasyonunu sağlayan, metrik olmayan unfolding aracılığı ile analiz edilmekte ve her bir bootstrap konfigürasyonu farklı bir kişi kümesine dayanmaktadır. Ayrıca, konfigürasyonlar yalnızca göreceli uzaklıkları temsil ettiğinden, farklı bootstrap çözümlerinde nesnelerin ve kişilerin konumunu temsil eden nokta koordinatlarının konumunun doğrudan karşılaştırılması anlamlı değildir; her bir unfolding konfigürasyonu, nesnelerin ve

kişilerin uzaklıklarını değiştirmeden pozisyonlarını değiştirebildiği için benzersiz değildir. Bu durumu hesaba katmak için, Procrustean benzerlik dönüşümleri uygulanmaktadır. Bu dönüşüm, nesneler için bootstrap koordinatları, orijinal verinin Unfolding Analizi ile elde edilen koordinatlarına mümkün olduğunca yakın olacak şekilde uygulanmaktadır (Velden ve diğerleri, 2013, s.87).

Velden ve arkadaşları (2011) Unfolding Analizi'nin genel tutarlılığını ölçmek için bootstrap sonuçlarında elde edilen çeşitli istatistiksel ölçüler önermişlerdir. Bu ölçüler, toplam değişim ve ortalama hata kareleridir.

Toplam değişim (variation), her bir nokta için, bootstrap noktaları ile "ağırlık noktası" arasındaki karesel Öklid uzaklığı dikkate alınarak hesaplanmaktadır. Ağırlık noktası, tüm bootstrap unfolding çözümlerinde söz konusu noktanın ortalama yeri ile belirlenmektedir. Tüm noktaların (kişiler ve nesneler) eşit derecede önemli olduğunu varsayarsak, unfolding çözümünün toplam değişiminin basit bir ölçüsü, tüm bootstrap noktalarının bootstrap ortalamalarından ortalama kare sapması şeklinde olacaktır. Bununla birlikte, kişilerin sayısı nesne sayısından her zaman fazla olduğu için, söz konusu bootstrap değişimi, toplam bootstrap değişimine katkıda bulunan en büyük bileşen olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu nedenle, Velden ve arkadaşları (2011) iki değişim kaynağını ayrı ayrı inceledikten sonra, her iki değişim kaynağı için eşit ağırlıklara dayanan genel bir ölçü önermişlerdir. Kişilere ilişkin toplam bootstrap değişimini hesaplamak için öncelikle *i* kişisine ilişkin toplam bootstrap değişimini tanımlamak gerekmektedir; (Velden ve diğerleri, 2011, s.11).

$$TV_i = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}(x_{ib} - \bar{x}_i)'(x_{ib} - \bar{x}_i), \qquad (25)$$

Yukarıdaki formülde, x_{ib} b. bootstrap konfigürasyonunda i kişisi için koordinat vektörünü, B bootstrap örnek sayısını ve $\bar{x}_i$ i kişisi için ortalama bootstrap koordinat vektörünü temsil etmektedir. Ortalama toplam kişi değişimi ise aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır;

$$MTV_{kişiler} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} TV_i, \qquad (26)$$

Benzer şekilde j nesnesi için toplam nesne değişimi de aşağıdaki gibi elde edilmektedir;

$$TV_j = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}(y_{jb} - \bar{y}_j)'(y_{jb} - \bar{y}_j), \quad (27)$$

Yukarıdaki formülde, y_{jb} b. bootstrap konfigürasyonunda j nesnesi için koordinat vektörünü, B bootstrap örnek sayısını ve $\bar{y}_j$ j nesnesi için ortalama bootstrap koordinat vektörünü temsil etmektedir. Ortalama toplam nesne değişimi ise aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır (Velden ve Diğerleri, 2011, s.12);

$$MTV_{nesneler} = \frac{1}{p}\sum_{j=1}^{p} TV_j, \quad (28)$$

Ortalama Hata Karesi: Değişme ek olarak, Unfolding Analizi sonucu elde edilen bir çözümün geçerliliğini değerlendirmek için sapmayı tahmin etmek anahtar bir öneme sahiptir. Sapmayı tahmin etmek için, ortalama bootstrap konfigürasyonunun unfolding çözümünden sapması dikkate alınmaktadır.

$$Sapma_i^2 = (\bar{x}_i - \hat{x}_i)'(\bar{x}_i - \hat{x}_i), \quad (29)$$

Burada $\hat{x}_i$, unfolding çözümünde i kişisi için vektör koordinatını temsil etmektedir.

Unfolding konfigürasyonunun kararlılığını değerlendirmek için, hem değişimi hem de sapmayı hesaba katmak gerekmektedir. Bu, ortalama hata karelerini kullanarak sağlanabilir ve kişi noktalarına ilişkin ortalama hata karesi (MSE) şu şekilde hesaplanmaktadır (Velden ve Diğerleri, 2011, s.12);

$$MSE_i = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}(x_{ib} - \hat{x}_i)'(x_{ib} - \hat{x}_i), \quad (30)$$

Nesne noktalarına ilişkin ortalama hata karesi (MSE) ise şu şekilde hesaplanmaktadır;

$$MSE_j = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}(y_{jb} - \hat{y}_j)'(y_{jb} - \hat{y}_j), \quad (31)$$

Burada $\hat{y}_j$, unfolding çözümünde j nesnesi için vektör koordinatını temsil etmektedir.

MSE_i eşitliği aşağıdaki gibi yeniden yazılırsa,

$$MSE_i = (\bar{x}_i - \hat{x}_i)'(\bar{x}_i - \hat{x}_i) + \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}(x_{ib} - \bar{x}_i)'(x_{ib} - \bar{x}_i) = Sapma_i^2 + TV_i, \quad (32)$$

Eşitlik (32) elde edilmekte, yani ortalama hata karesi, sapma ve varyans olacak şekilde iki bölüme ayrıştırılmaktadır. Böylece, sapmasız tahminciler için, ortalama hata karesi varyansa eşit olurken, sapmalı tahminciler için ise ortalama hata kareleri, sapmaların karesi ve varyansın toplamına eşit olmaktadır. Kişiler için ortalama hata kareler toplamı aşağıdaki şekli almaktadır (Velden ve Diğerleri, 2011, s.13);

$$TMSE_{kişiler} = \sum_{i=1}^{n} MSE_i = \sum_{i=1}^{n}(Sapma_i^2 + TV_i), \quad (33)$$

Nesneler için ortalama hata kareler toplamı ise;

$$TMSE_{nesneler} = \sum_{j=1}^{p} MSE_j = \sum_{j=1}^{p}(Sapma_j^2 + TV_j) \quad (34)$$

Eşitlik 32'de önerilen ortalama hata kareler ölçüsü, unfolding çözümlerine ait bootstrap örneklerinin sapmalarını dikkate almaktadır. Bununla birlikte, unfolding çözümlerinin ölçeği keyfi olduğu için (çünkü Unfolding Analizi'nde sadece göreceli pozisyonlar önemlidir), ortalama hata karelerinin gerçek değeri tek başına çok bilgilendirici değildir ve farklı çözümleri karşılaştırmak için kullanılamamaktadır. Velden ve arkadaşları (2011) bu belirsizliğin üstesinden gelmek için, göreceli bir ortalama hata kareler ölçüsü önermişlerdir. Kişiler ve nesneler için hata kareleri toplamı sırasıyla aşağıdaki gibi tanımlanmıştır (Velden ve Diğerleri, 2011, s.13);

$$TSS_{kişiler} = \sum_{i=1}^{n} \hat{x}_i' \hat{x}_i, \quad (35)$$

$$TSS_{nesneler} = \sum_{j=1}^{p} \hat{y}_j' \hat{y}_j, \quad (36)$$

Her bir nokta seti için, ortalama hata kareler toplamı, kareler toplamına bölünerek ortalama mutlak göreceli hata (RMSE) tanımlanmaktadır.

$$RMSE_{kişiler}=\frac{TMSE_{kişiler}}{TSS_{kişiler}}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{b=1}^{B}(x_{ib}-\hat{x}_i)'(x_{ib}-\hat{x}_i)}{B\sum_{i=1}^{n}\hat{x}_i{}'\hat{x}_i} \quad (37)$$

$$RMSE_{nesneler}=\frac{TMSE_{nesneler}}{TSS_{nesneler}}=\frac{\sum_{j=1}^{p}\sum_{b=1}^{B}(y_{jb}-\hat{y}_j)'(y_{jb}-\hat{y}_j)}{B\sum_{j=1}^{p}\hat{y}_j{}'\hat{y}_j} \quad (38)$$

Bu ölçüler, unfolding çözümü etrafındaki bootstrap değişimini, orijin etrafındaki bootstrap değişimine göre dikkate almaktadır. Bu ölçüler 1'den daha büyük olabilir, bu durumda, tüm noktaları orijine yerleştiren bir çözüm, unfolding çözümden daha küçük bir ortalama hata karesine sahiptir. İki kümenin birindeki toplam kararlılık, genel kararlılık tarafından domine edilebileceğinden, bu ölçülerin iki nokta seti için ayrı ayrı hesaplanması ve sonrasında ortak bir çözüm oluşturulması gerekmektedir. Bunun için iki farklı ortalama mutlak göreceli hatanın ortalaması dikkate alınmaktadır (Velden ve Diğerleri, 2011, s.14).

$$RMSE=\frac{1}{2}(RMSE_{kişiler}+RMSE_{nesneler}) \quad (39)$$

Metrik olmayan Unfolding Analizi'nde, varyans ve yanlılık büyük oranda λ ve ω'nın seçimine bağlıdır. Örneğin, zayıf bir ceza seçilmesi orijinal örnekte dejenere bir çözüme yol açarken, bazı bootstrap örneklerinde çözüm dejenere olmayabilir. Bu nedenle, nihai unfolding çözümü kararsız ve sapmalı olmaktadır. Diğer yandan, optimal dönüşümler doğrusal dönüşümlerden önemli ölçüde farklılık gösteriyorsa, güçlü bir ceza (bu tür doğrusal dönüşümlere yol açan) daha yüksek bir varyans ve / veya sapmaya yol açabilmektedir. Böylece, metrik olmayan unfolding konfigürasyonlarının varyansı ve sapması, ceza parametrelerinin bir fonksiyonudur. Bu ilişki, ceza parametrelerine uygun değerleri bulmak için kullanılmaktadır. Daha açık bir anlatımla, amaç RMSE'yi mümkün olduğunca küçük yapan λ ve ω değerlerini bulmaktır (Velden ve diğerleri, 2013, s.88).

3.9. UNFOLDING ANALİZİNİN DİĞER ÇOK DEĞİŞKENLİ ANALİZ TEKNİKLERİ İLE İLİŞKİSİ

Tercih verilerinin analizinde kullanılan çeşitli istatistiksel teknikler bulunmaktadır. Bu istatistiksel tekniklerin kullanım amaçları birbirlerine benzer olmakla

birlikte, kullanım zamanları ve fonksiyonları farklılık göstermektedir. Çok Boyutlu Unfolding Analizi eşitli Çok Değişkenli Analiz Teknikleri ile ilişki içersisindedir ve bu bölümde Uygunluk Analizi , Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi, Konjoint Analizi ve Temel Bileşenler Analizi'nin (TBA) Çok Boyutlu Unfolding Analizi ile benzerlikleri ve farklılıkları ele alınmıştır.

Uygunluk Analizi ve Unfolding Analizi nesne noktalarını düşük boyutta göstermeyi amaçlamaktadır. Ancak bu yöntemler bazı farklılıklar içermektedir. Uygunluk Analizi, Unfolding Analizi'nde olduğu gibi satır ve sütun nesnelerini birlikte ele almakta ve her seviyedeki kontenjans tablosu şeklindeki veriyi analiz etmektedir. Bunun aksine Unfolding yaklaşımları sıralı ve metrik veri gerektirmektedir. Diğer ÇBÖ teknikleri ile kıyaslandığında, Uygunluk Analizi'nin avantajı, katılımcılara dayatılan veri toplama ihtiyacını azaltmasıdır çünkü sadece ikili (binary) veya kategorik veri toplanmakta ve girdi verisi her uyarıcının her özelliği için "evet" cevaplarının toplamı şeklinde elde edilmektedir. Bu yüzden Uygunluk Analizi'nde katılımcılar nesneleri sıralamak ya da puanlamak yerine daha kesin bir şekilde tanımlayabilmektedirler (Malhotra, 2005, s.288).

Uygunluk Analizi ile değişkenlerin alt kategorileri arasındaki ilişkileri daha az sayıda boyutta grafiksel olarak görüntülemek mümkündür. Buna *Fransız Grafiği* veya *Simetrik Grafik* de denilmektedir. Bu grafik faydalı olsa da, görsel olarak incelendiğinde yanlış yorumlamaya neden olabilmektedir. Uygunluk Analizi, satır (veya sütun) setlerine ait satır (veya sütun) pozisyonlarını göstermekte yani ana koordinatlar hem satırlar hem de sütunlar için sunulmaktadır. Bu koordinatlar, standart koordinatların gerekli olduğu tepe noktalarını değil, sıra ve sütun profillerini temsil etmektedir. Yani ham verilerden ziyade frekans dağılımlarının profilleri kullanılmaktadır. Bu durum, satır öğelerinin birbirleri arasındaki uzaklıklar ve sütun öğelerinin birbirleri arasındaki uzaklıklar anlamlı ve yorumlanabilir anlamını taşırken, herhangi bir satır ve sütun öğeleri arasındaki uzaklıkların anlamlı olmadığı anlamını taşımaktadır. Herhangi bir noktalar-arası uzaklığı yorumlamak için, sütunlar (profiller) satır uzayında veya tam tersi satırlar sütun uzayında olacak şekilde sunulmalıdır. Elde edilen grafik, sıra ve sütun profillerini ortak bir uzayda eşzamanlı olarak temsil edebilmektedir (Bendixen 1996, Hoffman ve Franke 1986).

Bahsedilen nedenlerden ötürü Uygunluk Analizi ile temel boyutların ortaya konması güçtür çünkü burada vektör veya eksenler arasında bağlantı kurmak yerine kategoriler arasındaki ilişki incelenmektedir (Malhotra, 2005, s.308).

ÇBU Analizi ise, satır-sütun uzaklıkları sayılan veri matrisindeki girdileri direkt olarak kullanmaktadır. Bu durumda satır ve sütun noktalarının geometrik gösterimi ortak bir uzayda elde edilmektedir. Yani uzaklıklar arasındaki uzaysal gösterim direkt olarak yapılmaktadır. Uygunluk Analizi ise belirtildiği gibi satır ve sütun nesnelerinin gösterimini ayrı uzaylarda yapmaktadır. Ortak bir gösterim elde edebilmek için iki konfigürasyon yeniden ölçeklenmekte ve birleştirilmektedir. Bu nedenle Uygunluk Analizi grafiği farklı setlerden nesneler arasındaki uzaklıkları temsil etmez ve setler arası uzaklıklar anlamlı bir şekilde değerlendirilemez. Eğer veri satır-sütun uzaklıkları olarak ele alınırsa, ÇBU Analizi daha uygun bir yöntemdir (Koehn, 2007, s.55). Yani, bir cevaplayıcı noktası (ideal nokta) ile bir uyarıcı noktası arasındaki uzaklık Uygunluk Analizi'nde anlamsızdır (DeSarbo ve Hoffman, 1987, s.47).

Konjoint Analizi ve Çok Boyutlu Unfolding, tüketici tercih davranışlarının modellenmesinde en çok kullanılan tahmin yöntemleridir. Konjoint Analizi'nde temel varsayım her hangi bir uyarıcı setinin, ürün, marka veya mağaza gibi, özelliklerin bir kombinasyonu şeklinde değerlendirilmesidir. Konjoint Analizi katılımcıların öznel değerlendirmesine bağlıdır. Buna rağmen Çok Boyutlu Unfolding Analizi'nde uyarıcılar, marka veya ürün iken Konjoint Analizi'nde uyarıcı, araştırmacı tarafından belirlenen özelliklerin seviyelerinin kombinasyonu şeklindedir. Çok Boyutlu Unfolding Analizi'nde amaç, çok boyutlu tercih uzayında nesneleri ve ideal noktaları betimleyen uzaysal haritalamayı oluşturmaktır. Diğer taraftan Konjoint Analizi, her özelliğin seviyelerine ilişkin tüketici faydasını tanımlayan fayda fonksiyonunu bulmayı amaçlar. Konjoint Analizi, fayda fonksiyonunun şekli üzerinde büyük esneklik sağlamaktadır ancak bu esnekliğin bazı dezavantajları vardır. Birincisi, kısmi faydaları (partworth) tahmin etmek için çok fazla sayıda parametreye sahiptir ve bu nedenle daha az kararlı tahminler sağlamaktadır. Mullet ve Karson (1986), artık serbestlik dereceleri düşük olduğunda, LINMAP gibi popüler konjoint tahmin prosedürlerinin aşırı iyimser endekslere sahip olduklarını bulmuşlardır. Bu, ürün özelliklerinin faydası ile ilgili hatalı sonuçlara yol

açabilmektedir. Daha da önemlisi, kısmi fayda modelleri uyarıcıların ve kişilerin ortak bir uzayda görsel sunumunu yapmazlar. Çok Boyutlu Unfolding Analizi'nden elde edilen ortak uzaysal haritalar nesneler, uyarıcılar veya her ikisi hakkında ek çıkarımlar yapılmasına izin vermektedir (Knowles, 1992, s.31).

Konjoint Analizi'nde kısmi faydaların ortogonal bir temelde tahmin edilebilmesi için nitelik kombinasyonlarının önceden belirlenmesi gerekmekte ve güvenilir tahminler elde etmek için nitelik kombinasyonlarına ilişkin tercih sıralaması yeterli sayıda olmalıdır. Bunun aksine Unfolding Analizi sadece beş veya daha fazla uyarıcı için tercih sıralamasına ihtiyaç duymaktadır. Knowles (1992) incelenen alternatiflerin ötesinde extrapolasyon yapılmasına izin verdiğinden, çıktı açısından, Unfolding Analizi'ni Konjoint Analizi'ne tercih etmiştir (Knowles, 1992, s.33). Ayrıca Unfolding Analizi ile ürün niteliklerinin önceden tanımlanmak zorunda olmaması, durum özelliklerinin post-hoc biçiminde incelenmesine izin vermekte dolayısıyla katılımcılar tercihlerini yaparken fazla bilgi yüklemesinden kaçınılmış olmaktadır. Unfolding Analizi'nde veri toplama Konjoint Analizi'ne göre daha kolaydır, Unfolding kararlı kestirimler yapabilmek için kişi başına daha az yargıya ihtiyaç duymaktadır. Ayrıca Unfolding nitelik seviyelerinin ardında yatan sonuçlara ulaşma konusunda Konjoint Analizi'ne göre daha büyük potansiyele sahiptir. Unfolding modelleri nesne ve kişilerin görsel sunumlarının incelenmesi yoluyla yararlı bilgiler verirken Konjoint Analizi böyle bir sunum imkanı sağlamamaktadır (Knowles, 1992, s.35).

Tüm bu farkların yanında iki teknik birbirini tamamlayıcı özelliktedir. Konjoint Analizi, tüketici tercih sürecinde önemli özellikleri belirlemek için kullanılmaktadır. Özellik seviyelerinde ayrışan markaların pazar paylarını tahmin etmek, en çok tercih edilen markanın niteliklerini belirlemek ve özelliklerin benzerliklerine bağlı olarak pazar segmentasyonu yapmak Konjoint Analizi'nin diğer amaçları arasındadır.

Konjoint Analizi de Çok Boyutlu Unfolding Analizi gibi benzerliklerden çok tercihlerle ilgilidir. Konjoint Analizi'nde bağımlı değişken genellikle tercih veya satın alma niyetini ifade ederken, nesne özellikleri bağımsız değişken olarak alınmaktadır (Green, Wind ve Carroll, 1973, s.54). Konjoint Analizi, sıralı ölçekli bir yanıt değişkeni üzerinde, bağımsız değişkenlerin bireysel ve ortak etkilerini aynı anda ölçmek için

kullanılmaktadır. Bununla birlikte, genellikle daha güçlü ölçekler geliştirmek istenmektedir. Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi'ne benzeyen Konjoint Analizi, sıralı yanıtlardan aralıklı ölçekli sonuçlar geliştirilmesine olanak tanıyan bir yöntemdir (Green ve Tull, 1975, s.634). Konjoint Analizi'nde bağımlı değişken hem metrik hem de kategorik (sıralayıcı) olabilirken, bağımsız değişken sadece kategorik verilerdir (Hair ve Diğerleri, 1995, s.557). Konjoint Analizi'nde matrisin satır sayısı katılımcı sayısına karşılık gelmekte ve sütun sayısı, tüm değişkenler için ayırt edilen düzeylerin sayısına eşittir (Hundert, 2009, s.352).

$$Y_1 = X_1 + X_2 + X_3 + \cdots + X_N \quad (40)$$

(Metrik veya kategorik) *(Kategorik)*

Özetle, Konjoint Analizi geçerlilik ve güvenirlik açısından iyi sonuçlar verse de bugüne kadar elde edilen bulgular pazar araştırmalarına, özellikle de ürün konsept geliştirme problemlerine basit metrik olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme modellerine göre daha az ek bilgi sunmaktadır. Unfolding Analizi'nin Konjoint Analizi'ne göre en önemli avantajlarından biri, nesne ve kişilerin görsel sunumlarının incelenmesi yoluyla yararlı bilgiler vermesidir. Konjoint Analizi böyle bir sunum imkanı sağlamamaktadır. Bunun dışında, Konjoint Analizi'nde nesneler önceden tanımlanmış özelliklerin bir derlemesi şeklindedir. Bu nedenle, incelenen nesnelerin ardındaki ekstrapolasyonun (tahminin) geçerliliği sorgulanmaktadır (Knowles, 1992, s.58).

Değişkenler arasındaki bağımlılık yapısının yok edilmesi ve/veya boyut indirgeme amacını taşıyan çok değişkenli istatistik tekniklerinden biri olan Temel Bileşenler Analizi (TBA), Çok Boyutlu Unfolding Analizi gibi dikdörtgen şeklinde verilerin analizinde kullanılabilmekte ve verinin görsel şekilde sunulmasına olanak vermektedir (Yıldırım, 2010).

Çok Boyutlu Unfolding yöntemleri tarafından ortaya konan gösterimde uzaklıklar açısından tercihlerin yorumu oldukça açık ve kolaydır. ÇBU gösterimi, TBA çözümlerinden türetilen görsel temsillerden bir çok açıdan farklıdır. Öncelikle ÇBU Analizi sonucu elde edilen gösterimde hem kişiler hem de uyarıcılar noktalar şeklinde

temsil edilirken, TBA analizinde kişiler vektörler ve uyarıcılar noktalar şeklinde ifade edilmektedir. TBA sonucu elde edilen ortak uzayda, bir katılımcının, iki ana bileşen tarafından tanımlanan uzayda belirli bir uyarıcı için tercihi, katılımcının uyarıcıdan gelen uzaklığı tarafından değerlendirilememekte; ancak, katılımcı tarafından tanımlanan noktanın uyarıcı tarafından tanımlanan vektöre ortogonal izdüşümü ile değerlendirilmektedir. Görsel sunumun yorumlanabilirliği açısından, Çok Boyutlu Unfolding TBA'dan daha iyi performans sergilemektedir (Everaert, 2016, s.12).

TBA ile elde edilen gösterimden farklı olarak, ÇBU iç içe geçmiş çözümler sağlamamaktadır. Dolayısıyla, 3 boyutlu bir gösterimin ilk iki boyutu, 4 boyutlu bir gösterimin ilk iki boyutundan tamamen farklı olabilmektedir. ÇBU algoritması, ilk boyutun varyansın çoğunu açıklayıp açıklamadığına bakmaksızın verilere mümkün olan en iyi gösterimi uygulamaktadır. ÇBU, uzaklıkları olabildiğince iyi uydurmaya çalıştığından, genellikle daha düşük boyutlarda TBA'dan iyi temsiller vermektedir ve bu nedenle daha kolay yorumlanabilen daha basit çözümler sağlamaktadır. ÇBU 'nun TBA üzerindeki diğer bir büyük avantajı, verilerin ölçüm seviyesiyle ilgilidir. ÇBU, psikolojik verilerin modellenmesi için oldukça uygun olan sıralı verilere kolayca uygulanabilmektedir. Algoritma, verilerin büyük bir kısmı eksik olsa bile iyi temsiller üretmektedir (Everaert, 2016, s.11).

TBA ile elde edilen haritaların yorumlanması biraz zordur ve elde edilen bir harita esas olarak bir matrisle ilişkili farklı uzayların (yani, uyarıcıların sütun uzayı ve katılımcıların satır uzayı) bir gösterimidir. İki bileşenden oluşan uzay içerisinde bir katılımcının bir uyarıcı için tercihi, katılımcı skorları ve uyarıcı yükleri arasındaki direkt mesafeden değil, katılımcı skorunun uyarıcı yükleri tarafından tanımlanan vektör üzerindeki ortogonal izdüşümün tarafından türetilmektedir (Everaert, 2016, s.43). Unfolding sonucunda elde edilen haritada, bir kişinin bir nesne için tercihi her iki nokta arasındaki mesafedir, TBA'da olduğu gibi bir ortogonal izdüşüm değil ve bu sebeple ÇBU sonucu elde edilen çözümler daha yorumlanabilirdir (Everaert, 2016, s.44).

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

KOŞUCULARIN YARIŞ TERCİHLERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

4.1. ARAŞTIRMANIN KONUSU

Günümüzde insanlar çeşitli nedenlerle sportif aktivitelere katılmaktadır. Özellikle sağlıklı ve aktif yaşam anlayışının önem kazanmasıyla birlikte ülkemizde spora olan ilgi gün geçtikçe artış göstermektedir. Spor, bireyin doğal çevresini beşeri çevre haline çevirirken elde ettiği yetenekleri geliştiren belirli kurallar altında araçlı veya araçsız, bireysel veya toplu olarak boş zaman faaliyeti kapsamı içinde veya tam zamanını alacak şekilde meslekleştirerek yaptığı, sosyalleştirici, toplumla bütünleştirici, ruhsal ve fiziksel fayda sağlayan, rekabetçi, dayanışmacı ve kültürel bir olgudur (Şimşek ve Gökdemir, 2006, s.84).

Spor aktiviteleri, her kesime hitap etmesi, ulaşılabilirliğinin kolay olması, sağlıklı yaşam ve zinde kalma gibi olumlu nitelikler taşıması gibi sebeplerle çağımızda gittikçe popüler hale gelmiştir (Şahin ve Kocabulut, 2014, s.2). Bunun bir sonucu olarak da sporun toplumsal hayat içerisinde işgal ettiği yer yaygınlaşmakta ve gün geçtikçe büyük boyutlara ulaşmaktadır. Spor bir yandan modern hayatın sunduğu kolaylıklar nedeniyle ortaya çıkan hareketsiz yaşama karşı bir alternatif, sağlıklı kalabilmenin bir yolu, bir yandan insan vücudunun limitlerini zorlayan bir faaliyet olarak karşımıza çıkmaktadır (Alkurt, 2012, s.150).

Epidemiyolojik araştırmalar, fiziksel olarak aktif bir yaşam tarzının çok sayıda sağlık faydası sağladığını ortaya koymaktadır. Fiziksel aktivitenin pozitif zihinsel refah ile ilişkili olduğunu ve stresi azalttığını gösteren çalışmalar bulunmaktadır. Düzenli egzersizin psikolojik yararları sürekli gösterilmektedir. Szabo ve Abraham'ın araştırması, çeşitli egzersiz formlarının psikolojik faydaları tetiklediğini ortaya koymaktadır (Szabo ve Abraham, 2013, s.2).

Yürümek koşmak insanın doğal hareketlerinden olup günlük yaşamında çok önemli bir yer tutmaktadır. İnsanoğlunun varolduğu günden bu yana yaşamını devam

ettirebilmesi için yaptığı saldırı, savunma avcılık gibi temel hareketlerin esası koşuya dayanmaktadır. Dolayısıyla atletizm sporunun neredeyse insanlık tarihi kadar eski olduğunu söylemek mümkündür (Şimşek ve Gökdemir, 2006, s.84).

Çeşitli sportif aktiviteler arasında yer alan koşu, koşmak eylemi esas alınarak yapılan bir tür spordur. Koşu, yarış amaçlı yapılabileceği gibi sağlıklı olmak, kilo vermek gibi çeşitli amaçlar doğrultusunda tek başına da yapılabilmektedir. Yarış amaçlı koşular, insanoğlunun kültürel faaliyetlerinin oluşmasıyla birlikte ortaya çıkmıştır. Tarihi bulgulara göre yarış koşuları İrlanda'da Tailteann Oyunları`nın düzenlendiği M.Ö. 1829 yılına kadar dayanmaktadır (https://tr.wikipedia.org/wiki/Koşu, 2018).

Ülkemizde ve tüm dünyada koşu sporuna olan ilgi özellikle son yıllarda artış göstermektedir. Koşu sporunun her kesime hitap etmesi, her yerde ve her zaman yapılabilir olması, ucuz olması en popüler spor aktivitelerinden biri olmasının sebepleri arasındadır (Szabo ve Abraham, 2013, s.2).

Koşu, insanların hayatına bir yapı kazandırmaktadır. Koşunun bu yapıya etkisi muhtemelen koşucuların hayatındaki diğer sosyo-kültürel faktörlerden daha fazladır. Koşu kişinin faaliyetlerini, ilgi alanlarını ve toplumsal ilişkilerini yapılandırmaktadır. Bu nedenle koşunun yoğunluğu koşucuların hayatlarını şekillendiren önemli bir faktördür. Bazıları her gün koşmayı severken, diğerleri sadece hafta sonlarında koşar; bazıları rekabet etmek isterken, diğerleri ise koşarken yalnız ve kendiyle kalmaktan hoşlanır; bazıları maraton koşmayı severken, bazıları daha kısa mesafe yarışları tercih etmektedir. Tüm bunlar, profesyonel veya amatör koşucu, rekabetçi veya sosyal koşucu arasındaki farkı belirleyen faktörlerden bazılarıdır (Yair, 1992, s.258).

Önceki zamanlarda atletizm ve koşu denilince yalnızca profesyonel atletlerin koştuğu yarışlar aklımıza gelmekteydi. Ancak son yıllarda amatör koşucular da çeşitli türlerdeki ve mesafelerdeki yarışlarda boy göstermektedirler. Koşuyu bir fiziksel veya boş zaman aktivitesi olarak görmenin yanında yarışan kişiler olarak karşımıza çıkmaktadırlar.

Koşu etkinliklerini ya da yarışlarını mesafelerine ve türlerine göre ayırmak mümkündür (Atletizm'de Koşular,http://sporakademisi.com/atletizmde-kosular/, 2018)

Mesafelerine göre yarışlar;
- Kısa mesafe
- Orta mesafe
- Uzun mesafe

Türlerine göre yarışlar;
- Pist yarışları
- Yol yarışları
- Patika (trail) yarışları

Mesafesine göre yarışlar üç sınıfta değerlendirilmektedir. Kısa mesafe pist koşuları 100 m.,200 m. ve 400 m. olacak şekilde üç ana daldan oluşmaktadır. Orta mesafe pist koşuları 800 m. ve 1500 m. şeklinde iki dalda yapılmaktadır. Uzun mesafe pist koşuları ise 3000 m. 5000 m. ve 10000 m. şeklinde üç dalda uygulanmaktadır. Uzun mesafe koşularının içerisinde ayrıca maratonlar, ultramaratonlar ve birden fazla gün süren yarışlar yer almaktadır (Özaltaş, 2015).

Türlerine göre yarışlar ise pist yarışları, yol yarışları ve patika yarışları olmak üzere üç dalda incelenmektedir. Pist yarışları, genellikle 400 metrelik elips biçimli pistlerde yapılmaktadır. Pist yarışları sürat koşuları (kısa mesafe koşuları), orta mesafe koşuları, uzun mesafe koşuları, bayrak koşuları, engelli ve hendek koşuları olacak şekilde 6 dalda yapılmaktadır (Özaltaş, 2015).

Yol yarışları, pist yarışları ve krostan farklı olarak, mesafesi belirli bir yolda yapılan koşu biçimidir. 5 kilometreden 42.2 kilometreye kadar farklı mesafelerde yapılan yol koşuları, genellikle atletizmdeki uzun mesafe koşuları içinde sınıflandırılmaktadır. Yol yarışları çoğunlukla büyük şehirlerin ya da kasabaların sokaklarında yapılmaktadır. Uluslararası Atletizm Federasyonu tarafından tanınan dokuz yol yarışı mesafesi 10 km, 15 km, 20 km, yarı maraton (21,1 km), 25 km, 30 km, maraton (42,2 km) ve 100 km'dir. Bunların dışında 5km, 8 km ve 12 km gibi mesafelerde koşulan yarışlar düzenlenmektedir (https://tr.wikipedia.org/wiki/Yol_koşusu, 2018)

Patika yarışları, genellikle arazi zeminlerde (dağ/orman/kır) koşulan, büyük iniş ve çıkışların olabileceği parkurlarında gerçekleşen ve yol koşularından tamamen farklı

olan yarış türüdür. Ülkemizde dağ ya da kır koşusu olarak da adlandırılmaktadır. Patika koşuları bir çok farklı mesafede düzenlenmektedir. Bu mesafeler, 5 km'den 160 km'nin üstüne kadar değişiklik göstermektedir. Birçok yüksek profilli patika yarışları ultramaraton mesafesindedir. Yol yarışları ile karşılaştırıldığında, katılım sayısı çoğunlukla sınırlı olduğu için katılımcılar da genellikle daha az sayıda olmaktadır (https://en.wikipedia.org/wiki/Trail_running, 2018).

5 km yarışı, yol yarışları arasında yer alan en kısa mesafeli ve en yaygın yarış türüdür. Pist yarışları arasında yer alan 5000 metrelik uzun mesafe koşularından farklıdır. 5 km mesafesi çok fazla dayanıklılık gerektirmediğinden ve bu mesafeyi tamamlamak nispeten daha kolay olduğundan acemi ya da koşuya yeni başlayan ya da sadece eğlenmek için koşmak isteyen koşucular arasında daha popülerdir. Bunun yanında, daha uzun mesafelerde koşmak istemeyen ancak genel fitness seviyesini iyileştirmek veya korumak isteyen insanlar için cazip hale gelmektedir. Mesafenin kısa olması çok çeşitli yaş ve yeteneklerden insanın katılmasına olanak sağlamaktadır. Aktivitenin sadeliği, düşük maliyetli olması ve orta egzersiz yoğunluğu gerektirmesi gibi sebeplerden ötürü sağlık uzmanları tarafından sıklıkla tavsiye edilmektedir. Tüm fiziksel aktiviteler gibi 5 km koşuları kardiyovasküler ve fiziksel fonksiyonu artırmak gibi faydaları bulunmaktadır (https://en.wikipedia.org/wiki/5K_run, 2018).

10 km mesafesi yol yarışları arasında en yaygın türlerden biridir. Daha kısa olan 5 km ve daha uzun olan yarı maraton ve maraton yarışlarının ortasında yer alması nedeniyle oldukça çok tercih edilmektedir ve yüksek düzeyde halkın katılımını içermektedir. 10 km yarışlarının popülaritesi, çoğu yetişkin için bu mesafenin meydan okumayı gösterecek ya da rekabetçi koşacak kadar uzun olması, ancak deneyimsiz bir koşucu için yeterince kısa olması gerçeğidir (https://en.wikipedia.org/wiki/10K_run, 2018).

Yarı maraton 21,1 km'lik bir koşudur. Tam uzunluğu 21 km 97 metre olup maratonun yarısıdır ve genellikle şehir içi caddelerde koşulmaktadır. Ülkemizde pek çok şehirde her yıl halkın katılımına açık yarı maratonlar düzenlemektedir (https://tr.wikipedia.org/wiki/Yarı_maraton, 2018).

Maraton ise, Dünya Şampiyonaları ve Olimpiyat programındaki tek yol koşusudur. Maraton, atletizmde uzun mesafeli (42,2 km), sert tabanlı yollarda mukavemet koşusu olarak yapılmaktadır. Adı eski Yunanistan'daki Marathon Savaşı'nda Maraton Ovası'ndan Atina'ya koşarak gelen bir ulaktan esinlenerek verilmiştir. İlk kez 1896'da düzenlenen Atina Olimpiyat Oyunları'nda koşulmuştur. 1924 yılında maratonun mesafesi 42,195 m olarak kabul edilmiştir. Dünyada en popüler ve prestijli maratonları Boston Maratonu, Berlin Maratonu, Londra Maratonu şeklinde sıralamak mümkündür. Ülkemizde ise Vodafone İstanbul Maratonu Asya ve Avrupa kıtasını birleştiren dünyanın en ünlü maratonlarından biri olarak her yıl düzenlenmektedir (https://en.wikipedia.org/wiki/Marathon, 2018).

Ultra maraton, klasik maratondan daha uzun mesafelerde koşulan yarışlardır ve pek çok türü bulunmaktadır. En yaygın olanı, 42 km'lik geleneksel maratondan daha uzun mesafelerin kimi zaman zorlu arazilerde koşulduğu, dayanıklılık gerektiren yarışlardır. Etkinlik, ya 50 km gibi belirlenmiş mesafelerde, ya da 24 saat, 3 veya 5 gün gibi belirlenmiş zaman aralıklarında yapılan koşular şeklinde gerçekleşmektedir. Bir tür patika koşusu olan ultra maratonlar çoğunlukla toprak zeminde ve açık arazilerde koşulmaktadır. Ülkemizde özellikle son 4-5 yılda ultra maratona olan ilgi oldukça fazladır. Buna paralel olan düzenlenen yarış sayısı da her geçen gün artış göstermektedir. En önemli etkinlikler arasında Likya Yolu Ultra Maratonu, Kapadokya Ultra Maratonu, İznik Ultra Maratonu gibi yarışlar yer almaktadır (Atletizmde Koşular, http://sporakademisi.com/atletizmde-kosular/ ,2018).

4.2. LİTERATÜR ÖZETİ

Her yaştaki kişiler arasında koşunun popüleritesinin ve görünürlüğünün artması, koşu sporuyla ilgili soruların ve araştırmaların çoğalmasına yol açmaktadır. Bunun sonucunda da koşucuların düşünceleri, koşma nedenleri, koşunun faydaları gibi konular üzerindeki çalışmalar artış göstermektedir. Hem profesyonel literatür hem de popüler basın, koşmanın sayısız psikolojik ve fizyolojik faydalarını öne sürmektedir (Harris, 1981, s.153).

Koşunun faydaları ve riskleri, koşucuların özellikleri, cinsiyet farklılıkları, kavramsal stratejiler ve daha pek çok yönü araştırılmıştır (Doppelmayr ve Molkenthin, 2004, s.319).

İncelenen çalışmaların yalnızca bir tanesinde Çok Boyutlu Ölçekleme ve Tercih Haritalama tekniğinin kullanıldığı görülmüştür ve bu çalışma yabancı literatürde karşımıza çıkmıştır. Patrick ve Dzewaltowski'nin (2000) çalışmasında, yaşlı erişkinlerin fiziksel aktivite algılarını ve tercihlerini ölçmek için haritalama teknikleri kullanılmıştır. Bu çalışmada yaşlı erişkinler 13 fiziksel aktiviteyi benzerliklerine göre karşılaştırmış ve aynı aktiviteleri yine tercihlerine göre sıralamışlardır. Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi için ALSCAL algoritması kullanılmış ve algısal uzay dört boyutta ele alınmıştır. Bu boyutlar; sağlık faydası, aktivitenin yoğunluğu, sosyal fayda ve aktivitenin rekabetçi olması şeklinde belirlenmiştir. Tercih verilerinin analizi ise Doğrusal Olmayan Temel Bileşenler Analizi ile yapılmış ve PRINCALS (Gifi, 1990) algoritması kullanılmıştır. Analiz sonucunda elde edilen ortak uzay 3 boyutta incelenmiş ve bu boyutlar; rekabetçi olması, aktivitenin yoğunluğu ve cinsiyet şeklinde belirlenmiştir. Bu çalışma ile ölçekleme tekniklerinin potansiyel faydası ortaya konulmuş ve fiziksel aktivitelere ilişkin tercih ve algıların belirlenmesinde etkili olan boyutlar incelenmiştir.

Toplumsal cinsiyet psikolojisi (Ogles ve Diğerleri, 1995), psikoloji (Ogles ve Masters, 2003), tıp (Messier ve Diğerleri, 2008), spor (Bonnette ve Diğerleri, 2011), eğlence ve boş zaman bilimleri (Szabo ve Abraham, 2013) ve pazarlama (Getz ve McConnell, 2014) gibi disipliner bakış açılarından uzun mesafe koşucuları ile ilgili araştırmalar yapılmıştır.

Koşucuların katılımlarını ve motivasyonlarını inceleyen çeşitli çalışmalar yapılmıştır (Ogles ve Masters, 2000, 2003; Grand'Maison, 2004; Bond ve Batey, 2005; LaChausse, 2006). Bu çalışmaların hepsi, en önemli motivasyon kaynaklarının fiziksel yararlar ve yarışlara katılmak olduğunu göstermektedir. bunun yanında bazıları için rekabet ve kazanma önemli bir motavisyondur (Ogles ve Masters, 2000; Grand'Maison, 2004; LaChausse, 2006). Ogles ve Masters (2000), yaş arttıkça kazanmanın daha az önemli olduğunu ileri sürmüşlerdir. Ancak dayanıklılık gerektiren yarışlarda birçok katılımcı için kazanma arzusu önemli bir faktör değildir. Sosyal dünyada insanlarla

aidiyet duygusu geliştirme, sosyalleşme (Ogles & Masters, 2000, 2003) ve paylaşım hissi de dahil olmak üzere toplumsal faydalar katılım için önemli motavisyon kaynakları arasındadır. Bunun dışında zihinsel açıdan daha iyi hissettirdiği ve kişinin kendine olan saygısını artırdığına dair sonuçlar elde edilmiştir (Bond ve Batey, 2005; LaChausse, 2006).

Axelsen ve Robinson (2009, s.236) yaptığı bir incelemede uzun mesafe koşu faaliyetlerine katılımın son yirmi yılda önemli ölçüde arttığını belirtmiştir. Bu yazarlar, özellikle maraton koşucuları üzerindeki çok disiplinli araştırmaları incelemişler ve araştırmanın, uzun mesafe koşucularının maraton dışındaki çeşitli mesafelere olan aktif katılım oranlarını incelemeyi önermişlerdir.

4.3. ARAŞTIRMANIN AMACI

Türkiye'de koşu sporu üzerine yapılan araştırmalar yok denecek kadar azdır. Mevcut çalışmalar da genellikle sportif rekreasyon aktivitelerine katılım çerçevesinde incelenmiştir. Uluslararası literatüre bakıldığında koşu üzerine yapılan akademik çalışmaların ülkemize oranla daha fazla olduğu ancak bunların da koşucuların motivasyonu, koşma nedenleri, koşunun insanlar üzerindeki etkisi gibi konular üzerinde yoğunlaştığı görülmüştür. Amerika'da, ülke çapında koşan nüfusun demografik özelliklerini, yaşam biçimini, tutumlarını, alışkanlıklarını ve tercihlerini değerlendirmek üzere tasarlanmış olan ve her yıl uygulanan "Ulusal Koşucu Anketi" (http://www.runningusa.org/, 2016) koşucularla ilgili ayrıntılı ve kapsamlı bir rapor sunmaktadır. Bu anket sonuçlarının da yalnızca bir profil araştırması olduğu düşünülürse istatistiksel yöntemlerin kullanımı açısından tatmin edici bir noktada yer almamaktadır.

Yapılan literatür taramasına göre uygulama alanı açısından değerlendirildiğinde koşucuların yarış tercihleri ve algıları üzerine yapılan bir çalışmaya rastlanmamıştır. Kullanılan analiz tekniği açısından değerlendirildiğinde, Çok Boyutlu Unfolding yönteminin birkaç makalede çok kısaca bahsedilmesi dışında kapsamlı bir çalışma bulunamamıştır.

Bu anlamda çalışmanın amacı koşucuların yarış tercihlerinin analizini yapmak ve düşük boyutlu bir uzayda ideal noktalar ile yarış türlerinin birlikte gösterimini sağlamaktır. Anket yolu ile elde edilen veriler üzerinden çalışarak; ülkemiz literatüründeki eksikliğe katkı sağlamak amacı ile Çok Boyutlu Unfolding yöntemi uygulanmış ve tercih verilerinin analizi ile ilgili ayrıntılı bilgiler verilmiştir. Bunun yanında kişilerin algıları belirlerken kullandıkları boyutlar ile tercihleri belirlerken kullandıkları boyutlar arasında fark olup olmadığı; eğer fark var ise hangi boyutlarda olduğu belirlenmeye çalışılmıştır.

4.4. ARAŞTIRMANIN KAPSAMI

Araştırmanın örneklemini Türkiye'de amatör olarak koşu sporuyla ilgilenen ve en az bir kez yarış koşmuş koşucular oluşturmaktadır. Araştırmada iradi örnekleme tekniklerinden biri olan kolayda örnekleme tekniği kullanılmıştır. Uygulamada veri toplama aracı olarak anket yöntemine başvurulmuştur. Anket uygulaması hem "Marmara Üniversitesi Anket Sistemi" üzerinden online olarak hem de yüz yüze anket yöntemi kullanılarak yapılmıştır. Online sistem üzerinden 972 koşucuya mail gönderilmesine karşın yalnızca 112 kişi anketi tamamlamıştır. Yüz yüze anket yöntemi ile 228 kişiye ulaşılmış ve toplamda 340 kişi üzerinden veri elde edilmiştir.

Anket formundaki sorular hazırlanırken Amerika'da her yıl uygulanan Ulusal Koşucu Anketi'nden yararlanılmıştır. Bunun yanında 1993 yılında Master ve Ogles tarafından geliştirilen "The Motivation of Marathoners Scales (MOMS)" ölçeği bu çalışmada kullanılan anket formundaki soruların belirlenmesinde yardımcı kaynak olarak kullanılmıştır (Hague, 2002, s.42). Son olarak spor turizmi ile ilgili sayısız çalışması ve kitabı bulunan Getz ve McConnell (2014) tarafından patika koşucuları ve dağ bisikletçilerinin yarışlara katılma motivasyonları ile ilgili yaptığı çalışmada uygulanan anket formundan yararlanılmıştır.

Anket formunda 5 bölüm bulunmaktadır. Anketin birinci bölümünde kişilerden 7 adet yarış türünü, kişisel kriterleri doğrultusunda, 21 karşılaştırma çifti itibari ile benzerliklerine göre 1'den 7'ye kadar olan bir ölçek üzerinde değerlendirmeleri istenmiştir. Bu yarış türleri 5 km, 10 km, 15 km, yarı maraton (21,1

km), maraton (42,2 km), ultra maraton ve patika koşuları şeklinde belirlenmiştir. Ülkemizde düzenlenen yarışlar incelenmiş, katılımın ve bilinirliğin en fazla olduğu yarış türleri çalışmaya dahil edilmiştir. Koşucular ultra maraton yarışının geleneksel maratondan daha uzun mesafede koşulan yarışları kapsadığını bilmektedir. Ancak patika yarışı için aynı şeyi söylemek mümkün değildir. Çünkü bu yarış her hangi bir mesafede koşulabilmektedir. Örneğin Geyik Koşuları'nda düzenlenen 4 km parkuru da patika koşusudur, İznik Ultra Maratonu'nda koşulan 140 km parkuru da patika koşusudur. Katılımcılardan patika koşusunu her hangi bir mesafede koşulan arazi koşusu (orman/dağ/kır) şeklinde değerlendirmeleri istenmiş ve anket uygulamasından önce bu konuda bilgilendirilmişlerdir. Patika için spesifik bir mesafe verilmemesinin sebebi algısal uzayda bu yarış türünün nerede ve hangi yarışlara daha yakın konumlandırılacağını belirlemeye çalışmaktır. Kişiler karşılaştırma çiftlerine 1 = hiç benzer değil, 7 = çok benzer arasında bir değer vermiştir. Toplamda 7 adet yarış seçildiğinden dolayı, kişilerin benzerliklerine/benzemezliklerine göre değerlendirmeleri gereken toplam n(n-1)/2 formülüne göre 21 tane yarış çifti bulunmaktadır. Her bir karşılaştırma çifti itibari ile elde edilen veriler girdi matrisinin oluşturulmasında kullanılmıştır. İki aşamadan oluşan anketin ikinci bölümünde kişilerden yarış türlerini çeşitli nitelikler itibari ile değerlendirmeleri istenmiştir. İlk aşamada, belirlenen niteliklerin yarış tercihi açısından önemli olup olmadığı sorgulanmıştır. Burada katılımcılardan tüm yarış türleri için genel bir değerlendirme yapmaları istenmiştir. Katılımcılardan değerlendirmeleri istenen nitelikler; mesafe, parkur, sakaklık riski, hazırlık süreci, ekipman gerektirmesi, dayanıklılık gerektirmesi, maliyet, organizasyon, ulaşım ve yarış takvimi şeklinde belirlenmiştir. İkinci aşamada ise her yarış türü için bu nitelikler ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Cevaplayıcılar her bir yarış türüne, her bir nitelik açısından 7'li Likert ölçek üzerinde değer vermişlerdir. Bu değerlendirme "1 = çok önemsiz" ve "7 = çok önemli" şeklinde yapılmıştır.

Anketin üçüncü bölümünde katılımcılardan 7 adet yarış türünü tercihlerine göre sıralamaları beklenmiştir. "1=En çok tercih edilen" ve "7=En az tercih edilen" olacak şekilde tercih verileri toplanmıştır. Anketin dördüncü bölümünde koşucuların profilleri belirlenmeye çalışılmıştır. Bu bölümde ne kadar zamandır koştuğu, haftada

kaç gün koştuğu, en çok nerede koşmayı tercih ettiği, bugüne kadar katıldığı yarışlar ve neden koştuğu gibi sorular yer almaktadır. Son olarak anketin beşinci bölümünde koşucuların demografik özelliklerine ilişkin yaş, cinsiyet, gelir, medeni durum, meslek ve eğitim durumu gibi sorular bulunmaktadır.

4.5. KATILIMCILARIN SOSYODEMOGRAFİK ÖZELLİKLERİNE İLİŞKİN FREKANS DAĞILIMLARI

Bu başlıkta, ankete katılan kişilerin sosyo-demografik özelliklerine ait bulgular belirtilmiş ve elde edilen sonuçlar özet bir tablo halinde gösterilerek yorumlanmıştır.

Tablo 8

Katılımcıların Sosyodemografik Özelliklerine İlişkin Özet Tablo

Değişkenler	Şıklar	Kişi sayısı	Yüzde (%)
Cinsiyet	Kadın	162	47,6
	Erkek	178	52,4
Medeni Durum	Evli	105	30,9
	Bekar	235	69,1
Gelir Grupları	1000 TL'den az	23	6,8
	1001-2000 TL	25	7,4
	2001-3000 TL	54	15,9
	3001-4000 TL	74	21,8
	4000 TL'den fazla	164	48,2
Eğitim	İlköğretim	2	0,6
	Lise	19	5,6
	Önlisans	21	6,2
	Lisans	203	59,7
	Yüksek lisans	87	25,6
	Doktora	8	2,4
Yaş Grupları	18-25	57	16,8
	26-35	178	52,4
	36-45	84	24,7
	46-55	14	4,1
	56'dan fazla	7	2,1
Meslek Grupları	Kamu	49	14,4
	Özel	126	37,1
	Serbest	85	25,0
	Öğrenci	31	9,1
	Emekli	6	1,8
	Antrenör	22	6,5
	Sağlık	21	6,2
Toplam		340	100,0

Tablo 8'de koşucuların sosyo-demografik özelliklerine ilişkin tüm değişkenlerin frekans dağılımları görülmektedir. Katılımcıların %47,6'sı kadın ve %52,4'ü erkek koşuculardan oluşmaktadır. Katılımcıların medeni durumlarına bakıldığında %69,1 oranı ile büyük bir kısmının bekar ve %30,9'unun evli olduğu görülmektedir. Ankete katılanların yaklaşık yarısı 4000 TL'den fazla gelire sahipken, %21,8'i 3001-4000 TL arası gelire sahiptir. Geliri 1000 TL'nin altında olanların oranı ise %6,8'dir. Katılımcıların eğitim seviyelerine ilişkin sonuçlar incelendiğinde büyük bir çoğunluğunun (%59,7) lisans mezunu olduğu görülmektedir. Bunu %25,6 oranı ile yüksek lisans mezunu kişiler takip etmektedir. Ankete katılanların %52,4'ünün 26-35 yaş aralığında, %24,7'sinin 36-45 yaş aralığında olduğu görülmektedir. 45 yaşından büyük koşucuların toplam oranı ise %6,2'dir. Genel olarak ankete katılan kişilerin yaş ortalaması 32,6 ve standart sapması 8,08 olarak elde edilmiştir. Son olarak katılımcıların mesleklerine bakıldığında %37,1 oranı ile en fazla özel sektör çalışanı olduğu, bunu serbest meslek ve kamu çalışanlarının takip ettiği görülmektedir. Katılımcıların %6,5'i ise antrenörlerden oluşmaktadır.

Tablo 9

Katılımcıların Koşu Geçmişi ve Alışkanlıklarına İlişkin Frekans Dağılımları

		Koşu tecrübesi (yıl)		Haftalık koşu sıklığı		Haftalık koşulan ortalama km.		Haftalık koşulan ortalama saat		Son bir yılda koşulan yarış sayısı	
	n	$\bar{X}$	σ	$\bar{X}$	σ	$\bar{X}$	σ	$\bar{X}$	σ	$\bar{X}$	σ
Toplam	340	5,06	6,24	3,52	1,54	35,51	26,11	4,97	5,13	5,41	4,51
Cinsiyete göre											
Kadın	162	4,81	5,64	3,43	1,52	34,12	22,21	4,98	6,46	5,18	4,16
Erkek	178	5,29	6,75	3,60	1,56	36,78	29,2	4,96	3,53	5,62	4,81
Koşucu Profiline Göre											
Sosyal	117	3,71	4,24	2,85	1,27	25,78	18,48	4,17	4,07	4,24	4,09
Düzenli	171	4,80	5,68	3,56	1,34	34,02	19,26	4,33	2,38	5,42	3,81
Rekabetçi	52	8,98	9,05	4,88	1,78	62,33	39,48	8,86	10,02	8,04	6,21

Tablo 9'da katılımcıların hem genel hem de cinsiyet ve koşucu profiline göre koşu ile ilgili bazı alışkanlıklarına ilişkin frekans dağılımları görülmektedir.

Katılımcıların ortalama 5 yıllık koşu tecrübesi bulunmaktadır. Cinsiyete göre dağılım incelendiğinde, erkek koşucularla kadın koşucuların tecrübelerinin birbirine oldukça yakın olduğu görülmektedir. Koşucu profiline göre koşu tecrübesine ilişkin sonuçlar incelendiğinde ise, sosyal koşucular yaklaşık 4 yıldır koşarken, düzenli/fit koşucular 5 yıl ve rekabetçi/ileri düzey koşucular neredeyse 9 yıldır koştuklarını belirtmişlerdir.

Katılımcıların koşu sıklığına bakıldığında haftada ortalama 3,5 gün koştukları, yani neredeyse haftanın yarısını koşarak geçirdikleri görülmektedir. Haftada koştukları mesafe ortalama 35,5 km ve yine haftada koşuya harcadıkları zaman ise yaklaşık 5 saat olarak belirlenmiştir. Cinsiyete göre haftalık koşu sıklığı, haftada koşulan kilometre ve koşuya ayrılan zaman açısından önemli farklılıklar görülmemektedir. Ancak tablo koşucu profiline göre incelendiğinde çeşitli farklılıklar göze çarpmaktadır. Sosyal koşucular koşuya haftada 3 gün ayırırken, düzenli/fit koşucular 4 ve rekabetçi/ileri düzey koşucular 5 gün ayırmaktadır. Haftada koşulan ortalama kilometreye bakıldığında, rekabetçi koşucuların sosyal koşuculara göre iki kat daha uzun mesafe koştukları görülmektedir. Haftada koşuya ayrılan zaman açısından sosyal ve düzenli koşucular arasından önemli bir fark görülmezken, rekabetçi koşucular sosyal ve düzenli koşuculara göre iki kat daha fazla saat koşmaktadırlar. Katılımcılar son bir yıl içerisinde yaklaşık 5 adet yarışa katılmışlardır. Cinsiyete göre bir yıl içerisinde koşulan yarış sayısı açısından önemli bir farklılık bulunmamaktadır. Koşucu profili açısından bakıldığında rekabetçi koşucular yılda ortalama 8 adet yarışa katılırken, sosyal koşucuların 4 adet ve düzenli koşucuların 5 adet yarışa katıldıkları görülmektedir.

Tablo 10

Koşmak İçin Tercih Edilen Yerlere İlişkin Frekans Dağılımları

En çok nerede koşmayı tercih ediyorsunuz?	***Kişi sayısı***	***Yüzde (%)***
Şehir	164	48,2
Koşu bandı	4	1,2
Açık/kapalı pist	52	15,3
Orman/Patika	120	35,3
Toplam	340	100,0

Tablo 10'da verilen sonuçlar incelendiğinde ankete katılanların neredeyse yarısının şehirde koşmayı ve %35,3'ünün ormanda/patikada koşmayı tercih ettiği görülmektedir. Koşu bandında koşmayı tercih edenler ise yalnızca 4 kişiden oluşmaktadır.

Tablo 11

Cinsiyete Göre Koşmak İçin Tercih Edilen Yerlere İlişkin Frekans Dağılımları

Cinsiyet		*Kişi sayısı*	*Yüzde (%)*
Kadın	Şehir	79	48,8
	Koşu bandı	3	1,9
	Açık/kapalı pist	18	11,1
	Orman/Patika	62	38,3
	Toplam	162	100,0
Erkek	Şehir	85	47,8
	Koşu bandı	1	,6
	Açık/kapalı pist	34	19,1
	Orman/Patika	58	32,6
	Toplam	178	100,0

Tablo 11'de koşmak için tercih edilen yerlere ilişkin frekans dağılımları incelendiğinde açık/kapalı pist seçeneği dışında kadın ve erkekler arasında önemli farklılıkların olmadığı görülmektedir. Erkekler (%19,1) kadınlara (%11,1) göre koşu pistinde koşmayı daha fazla tercih etmektedirler.

Tablo 12

Katılımcıların Koşucu Profiline İlişkin Frekans Dağılımları

Koşucu profili	*Kişi sayısı*	*Yüzde (%)*
Sosyal koşucu	117	34,4
Düzenli / fit koşucu	171	50,3
Rekabetçi/ileridüzey koşucu	52	15,3
Toplam	340	100,0

Katılımcıların koşucu profiline ilişkin frekans dağılımları incelendiğinde %50'sinin kendini düzenli/fit koşucu olarak tanımladığı, %34,4'ünü sosyal koşucu ve %15,3'ünün rekabetçi/ileri düzey koşucu olarak tanımladığı görülmektedir.

Tablo 13

Katılımcıların Bugüne Kadar Koştukları Yarış Mesafelerine İlişkin Frekans Dağılımları

	Yanıt sayısı	Yanıt yüzdesi (%)
10 km	264	25,4
5 km	201	19,3
Yarı maraton	197	18,9
15 km	180	17,3
Maraton	66	6,3
Ultra maraton	58	5,6
4 km	38	3,7
14 km	36	3,5
Toplam	**1040**	**100,0**

Katılımcıların bugüne kadar koştukları yarış mesafelerine ilişkin frekans dağılımları incelendiğinde 10 km, 5 km, yarı maraton ve 15 km yarışlarının en çok koşulan yarışlar olduğu görülmektedir. Daha önce maraton koşan katılımcıların oranı %6,3, ultra maraton koşanların oranı ise %5,6 olarak elde edilmiştir.

Tablo 14

Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Frekans Dağılımları

	Yanıt sayısı	Yanıt yüzdesi (%)
Sağlıklı olmak	273	80,3
Stressten uzaklaşmak	251	73,8
Formda kalmak	238	70,0
Eğlenmek	203	59,7
Kendimle kalmak	189	55,6
Koyduğum bir hedefe ulaşmak	186	54,7
Sosyalleşmek	180	52,9
Yarışlara katılmak	170	50,0
Kilo vermek	90	26,5
Toplam	**1780**	**100,0**

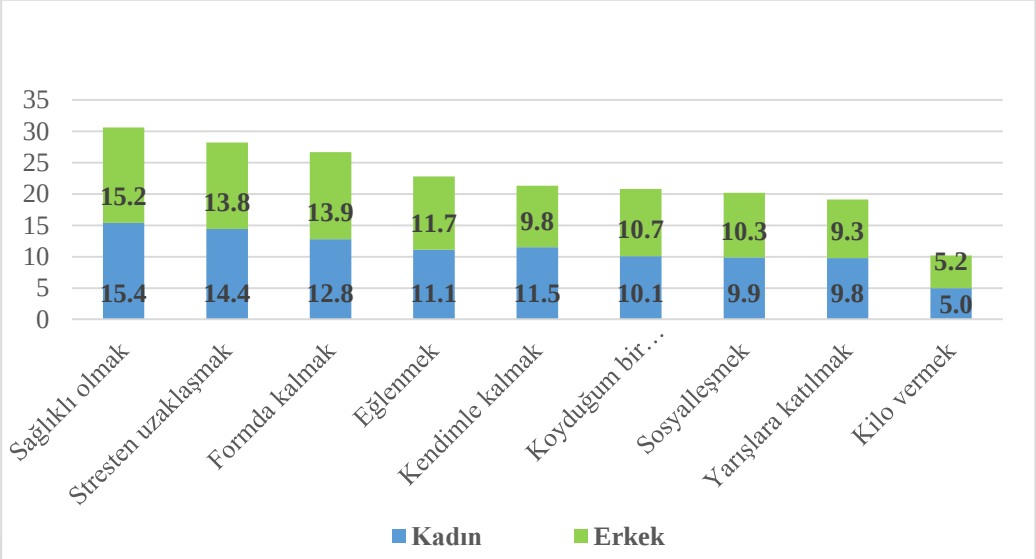
Tablo 14 incelendiğinde kişilerin en çok sağlıklı olmak için koştukları görülmektedir. Bunu sırasıyla stressten uzaklaşmak, formda kalmak ve eğlenmek için koşanlar takip etmektedir. Kendimle kalmak, koyduğum bir hedefe ulaşmak ve sosyalleşmek için koşuyorum diyenlerin oranı neredeyse aynıdır. Yarışlara katılmak ve kilo vermek ise katılımcıların koşma nedenleri arasında son iki sırada yer alan almaktadır.

Tablo 15

Cinsiyete Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Frekans Dağılımları

	Cinsiyet			
	Kadın		**Erkek**	
	Kişi sayısı	***Yüzde (%)***	***Kişi sayısı***	***Yüzde (%)***
Sağlıklı olmak	134	15,4	139	15,2
Stressten uzaklaşmak	125	14,4	126	13,8
Formda kalmak	111	12,8	127	13,9
Eğlenmek	96	11,1	107	11,7
Kendimle kalmak	100	11,5	89	9,8
Koyduğum bir hedefe ulaşmak	88	10,1	98	10,7
Sosyalleşmek	86	9,9	94	10,3
Yarışlara katılmak	85	9,8	85	9,3
Kilo vermek	43	5,0	47	5,2
Toplam	**868**	**100,0**	**912**	**100,0**

Katılımcıların cinsiyete göre koşma nedenlerine ilişkin frekans dağılımının tablosu incelendiğinde, hem kadın hem de erkeklerin en çok sağlıklı olmak için koştukları görülmektedir. Kadınlar için stressten için uzaklaşmak ikinci sırada yer alırken, erkekler için üçüncü sırada yer almaktadır. Beklenenin aksine formda kalmak için koşan erkeklerin oranı kadınlardan daha yüksek olarak karşımıza çıkmıştır.



Şekil 20: Cinsiyete Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Grafik

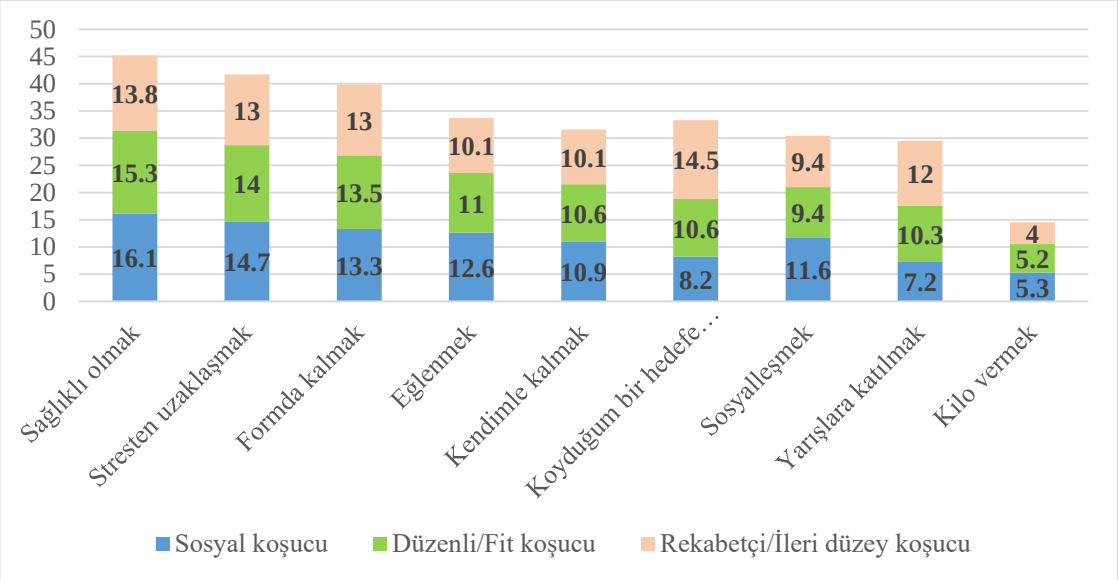
Katılımcıların cinsiyete göre koşma nedenlerine ilişkin frekans dağılımının şekilsel gösterimi yukarıdaki yer almaktadır.

Tablo 16

Koşucu Profillerine Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Frekans Dağılımları

	Koşucu Profili					
	Sosyal Koşucu		**Düzenli / Fit Koşucu**		**Rekabetçi / İleri Düzey Koşucu**	
	Kişi sayısı	***Yüzde (%)***	***Kişi sayısı***	***Yüzde (%)***	***Kişi sayısı***	***Yüzde (%)***
Sağlıklı olmak	92	16,1	143	15,3	38	13,8
Stressten uzaklaşmak	84	14,7	131	14,0	36	13,0
Formda kalmak	76	13,3	126	13,5	36	13,0
Eğlenmek	72	12,6	103	11,0	28	10,1
Kendimle kalmak	62	10,9	99	10,6	28	10,1
Koyduğum bir hedefe ulaşmak	47	8,2	99	10,6	40	14,5
Sosyalleşmek	66	11,6	88	9,4	26	9,4
Yarışlara katılmak	41	7,2	96	10,3	33	12,0
Kilo vermek	30	5,3	49	5,2	11	4,0
Toplam	**570**	**100,0**	**934**	**100,0**	**276**	**100,0**

Sosyal ve düzenli/fit koşucular için sağlıklı olmak için koşmak birinci sırada yer alırken, rekabetçi koşucular için koydukları bir hedefe ulaşmak birinci sırada yer almaktadır. Yarışlara katılmak için koşan rekabetçi koşucuların oranı %12 iken, düzenli koşucuların %10,3 ve sosyal koşucuların oranı %7,2 olarak karşımıza çıkmıştır. Kilo vermek için koşmak her profildeki koşucular için yine son sırada yer almaktadır. Koşucuların profilleri koşma motivasyonları açısından farklılık göstermektedir. Tabi ki kendini rekabetçi olarak tanımlayan bir koşucunun öncelikli olarak "yarışmak" ve "hedeflerine ulaşmak" gibi amaçlar gütmesi oldukça beklenen bir sonuçtur. Aynı şekilde sosyal bir koşucu "eğlenmek" ve "sosyalleşmek" gibi nedenlerle koşmak istemekte ve bu maddeleri rekabetçi ve düzenli koşuculara kıyasla daha fazla önemsemektedir.



Şekil 21: Koşucu Profillerine Göre Katılımcıların Koşma Nedenlerine İlişkin Grafik

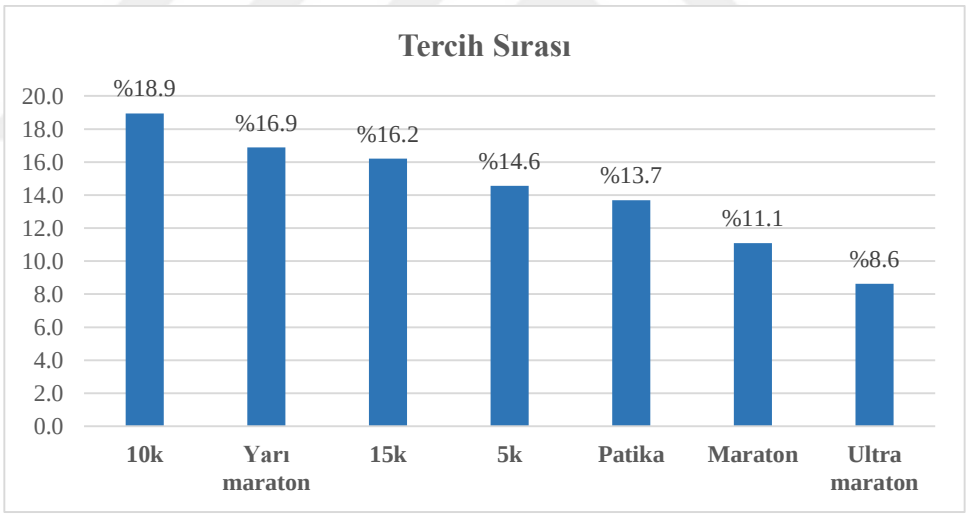
Katılımcıların koşucu profiline göre koşma nedenlerine ilişkin frekans dağılımının şekilsel gösterimi yukarıda yer almaktadır.

Tablo 17

Yarışların Tercih Edilme Oranlarına İlişkin Dağılım

	Tercih Edilme Yüzdesi (%)	*Tercih sırası*
10k	18,9	1
Yarı maraton	16,9	2
15k	16,2	3
5k	14,6	4
Patika	13,7	5
Maraton	11,1	6
Ultra maraton	8,6	7

Yukarıdaki tabloda yarışların tercih edilme yüzdeleri ve tercih sıraları görülmektedir. En çok tercih edilen yarışların 10k, yarı maraton ve 15k olduğu görülmektedir. Maraton ve ultra maraton yarışları ise en az tercih edilen yarışlar olarak karşımıza çıkmaktadır.



Şekil 22: Yarışların Tercih Sırasına İlişkin Grafik

Koşucuların yarışlara ilişkin tercih sıralamasının şekilsel gösterimi yukarıda yer almaktadır.

4.6. ANALİZ VE BULGULAR

Anket çalışması sonucunda elde edilen veriler çerçevesinde Türkiye'de koşu sporu ile ilgilenen kişilerin bu spora ilişkin genel düşünceleri görüldükten ve katılımcıların özellikleri incelendikten sonra, benzerlik ve tercih verilerine Çok Boyutlu Ölçekleme ve Çok Boyutlu Unfolding Analizi uygulanarak araştırılmıştır. Analizlerin gerçekleştirilmesinde R programı içinde yer alan Smacof paketi, Prefscal/Beta, Prefscal/Spss ve MDS (X) serisi içinde yer alan Profit programı kullanılmıştır.

4.6.1. Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi Bulguları (Smacof)

R programı, birçok istatistiksel yöntemi ve güçlü grafik çizim tekniklerini kullanıcılara sunan bir bilgisayar programıdır ve bu programda yer alan SMACOF (Scaling by MAjorizing a COmplicated Function) paketi çok çeşitli ÇBÖ uygulamaları sağlamaktadır. Temel uygulama girdi verisinin simetrik farklılıklar matrisi şeklinde olduğu "Simetrik Smacof" algoritmasıdır. Bu algoritma yakınlıkların oransal, aralıklı, sıralı (metrik olmayan ÇBÖ) ve eğrisel dönüşümlerine izin vermektedir (Mair, de Leeuw ve Groenen, 2015, s.1). Smacof algoritması Bölüm 2'te ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

Teknik nedenlerden dolayı, çoğu yazar farklılıkların ÇBÖ programına girdi olarak kullanılmasını önermektedir; çünkü farklılıkların uzaklıklarla olan ilişkileri doğrudan ve pozitiftir. Diğer bir değişle, farklılık ne kadar yüksek olursa, algılanan psikolojik uzaklık da o kadar büyük olmaktadır. Eğer veri benzerlikler şeklinde toplanırsa, Kruskal & Wish (1978), orijinal veri değerlerini toplanan tüm puanlardan daha yüksek bir sabitten çıkararak dönüştürülmesini önermektedir (Giguère, 2006, s.28).

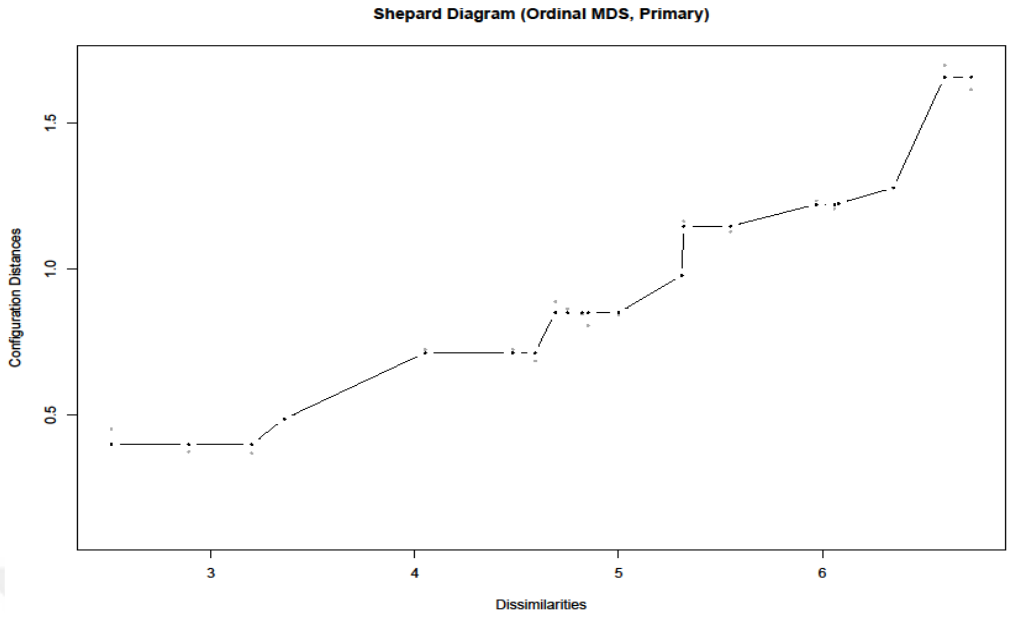
Tablo 18

Yarış Türleri Arasındaki Ortalama Farklılıklar Matrisi Matrisi

	5k	10k	15k	Yarı Maraton	Maraton	Ultra Maraton	Patika
5k	0,00						
10k	3,36	0,00					
15k	3,82	**1,29**	0,00				
Yarı Maraton	6,06	2,48	1,69	0,00			
Maraton	6,60	5,97	5,31	4,59	0,00		
Ultra Maraton	**6,73**	6,35	6,08	5,55	2,25	0,00	
Patika	5,32	5,00	4,75	4,69	2,85	2,51	0,00

Smacof paketi her zaman girdi verisi olarak farklılık verisi gerektirmektedir Bu sebeple 21 yarış çiftine ait benzerlik verisi (1=hiç benzemiyor, 7=çok benziyor), farklılık verisine dönüştürülmüş (1=çok benziyor, 7=hiç benzemiyor) ve analize dahil edilmiştir. Bu sebeple yukarıda verilen tablo bir farklılık matrisidir ve yüksek sayılar daha büyük benzemezliği/farklılığı ifade etmektedir. Tabloda yarış çiftlerinin tamamı görülmektedir. Birbirine en çok benzeyen yarışlar 10k ve 15k yarışları iken, en düşük benzerlik gösteren yarış çifti ise ultra maraton ve 5k arasında gerçekleşmiştir.

Yarış türlerine ait farklılık matrisine uygulanan sıralı ÇBÖ Analizi sonucunda iki boyutlu konfigürasyon için 109 iterasyon sonucunda stress değeri 0,11643 olarak bulunmuştur. Klasik ölçekleme ile elde edilen başlangıç konfigürasyonunun gerçekte mümkün olan en düşük stress değerini üretip üretmediğini ya da belirli bir rasssal başlangıcın daha düşük bir yerel minimum verip vermeyeceğini kontrol etmek için çoklu rassal başlangıç konfigürasyonları kullanılmıştır. 500 rassal başlangıç için 100 adet sıralı ÇBÖ Analizi sonucunda en iyi stress değeri 0,11602 olarak elde edilmiştir. Rassal başlangıçlı Smacof algoritması ile Klasik Çok Boyutlu Ölçekleme algoritmasına göre stress değerinde iyileşme sağlanmış ve en iyi stress değerini veren rassal başlangıç çözümü ile analiz devam edilmiştir.



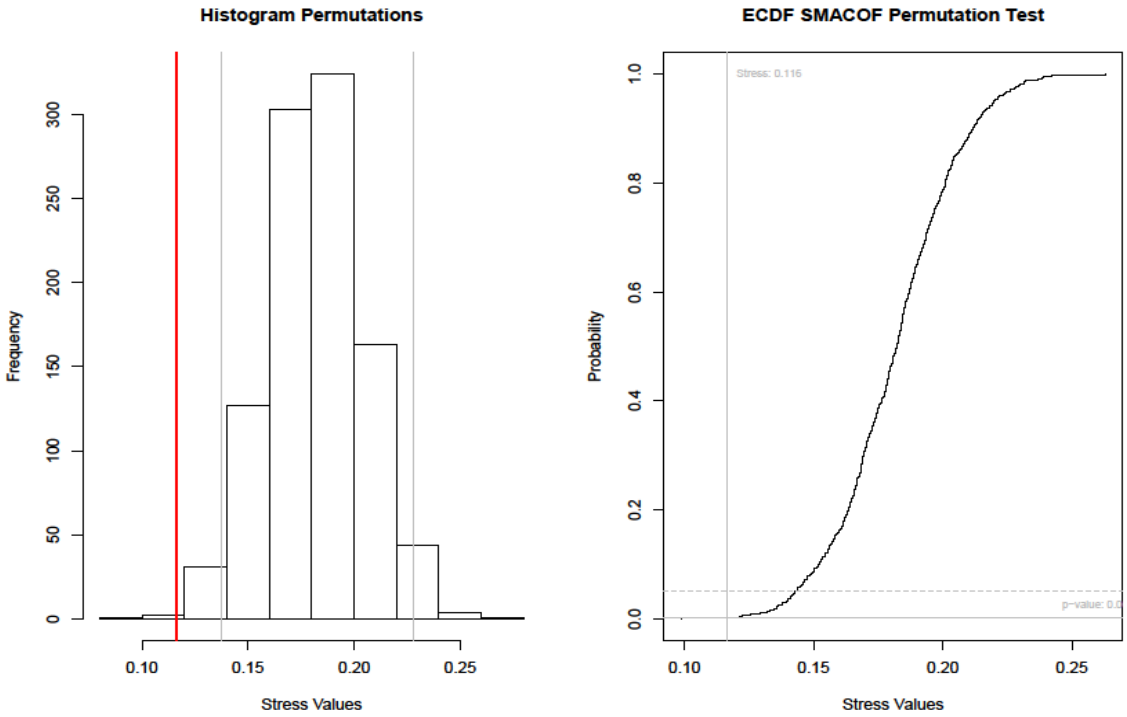
Şekil 23: Orijinal Uzaklıklar ile Konfigürasyon Uzaklıklarının Shepard Diagramı

Farklılıkların ve konfigürasyon uzaklıklarının birbirleriyle nasıl ilişkili olduğunu gösteren dönüşüm fonksiyonunu hesaba katan Shepard diyagramı, farklılık dönüşümleri hakkında ayrıntılı bilgi vermektedir. Şekil 23'te sıralı ÇBÖ modeli için elde ettiğimiz Shepard diyagramı monotonik bir ilişkiyi göstermektedir. Şekil üzerinde toplam 21 tane siyah nokta bulunmaktadır, bu noktalardan her biri, ÇBÖ çözümündeki 21 veri elemanından birini ve ona karşılık gelen uzaklık değerini temsil etmektedir.

Farklılıklar ve veri çiftlerine karşılık gelen koyu renk siyah noktalar Şekil 22'deki Shepard diyagramında gösterilmektedir. Bu noktalar verilerin sırasını koruyan bir doğru ile ile birleştirildiğinde, monotonik olarak artan bir regresyon doğrusu oluşturmaktadır. Bu regresyon doğrusu yaklaşık olarak doğrusaldır, herhangi bir ani adım ya da biçimsiz eğrilikler göze çarpmamaktadır. Sonuç olarak ÇBÖ Analizi'nin oldukça iyi bir çözüme ulaştığını söylemek mümkündür, çünkü Shepard diyagramındaki tüm açık renk noktalar neredeyse monotonik regresyon çizgisi üzerinde yer almaktadır. Yani veriler gerçek sıralamalarına oldukça yakın bir şekilde harita üzerine yerleştirilmiştir.

Analizin sonraki aşamasında rassal stress değerleri elde edilmiştir. Elemanları düzgün rassal dağılımdan örneklenen n × n yakınlık matrisi için çok sayıda ÇBÖ Analizi gerçekleştirilmiştir ve daha sonra iki boyut için ortaya çıkan stress değerlerinin ortalama değeri hesaplanmıştır. Analiz, n=7 ve p=2 için 500 tekrar sonucunda ortalama stress değerini 0.2699412 olarak vermiştir. Sıralı ÇBÖ Analizi sonucu elde edilen stress değeri (0.116) beklenildiği üzere ortalama rassal stress değerinden daha düşüktür.

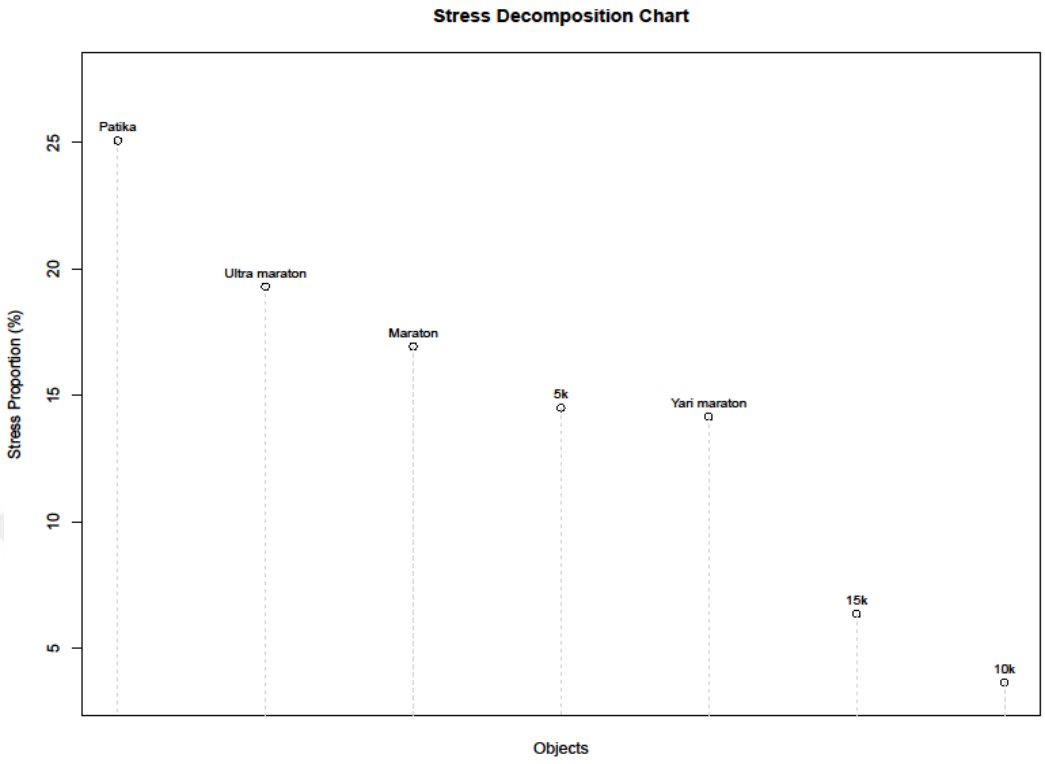
Analizin son aşamasında rassal farklılıklardan ziyade farklılık matrisinin permütasyonlarına odaklanan ve daha modern bir yaklaşım olan permütasyon testi uygulanmıştır. Her bir tekrar için (T =500), Öklid uzaklıkları hesaplanmış, daha sonra sıralı ÇBÖ Analizi uygulanmış ve stress örnekleme dağılımı elde edilmiştir. Gözlenen stress değeri 0.116 olarak bulunmuş ve *p* değeri 0 olarak elde edilmiştir. Bu durumda H_0 hipotezi reddedilmektedir. Stress değerinin ve ÇBÖ konfigürasyonunun rassal bir permütasyondan elde edildiği ve elde edilen konfigürasyonun bir yapıyı temsil ettiği görülmektedir. Sonuç olarak permütasyon yaklaşımından elde edilen stresin, rassal farklılıklardan elde edilen stressten daha keskin bir değer olduğu görülmektedir.



Şekil 24: Permütasyon Histogramı ve Kümülatif Dağılım Fonksiyonu (ÇBÖ)

Şekil 24'te yer alan şeklin sol tarafında permütasyon sonucu elde edilen stress değerlerinin histogramı ve sağ tarafta stress değerlerinin ampirik kümülatif dağılım fonksiyon grafiği görülmektedir. Gözlenen stress değeri (0.116), histogram üzerinde kırmızı doğru ile gösterilmektedir. Gri doğruların dışında kalan bölge ise red bölgesini (%5 düzeyinde) ifade etmektedir. Kümülatif dağılım fonksiyon grafiğinde kesikli çizgilerle gösterilen yatay doğru ise %5 anlamlılık sınırını göstermektedir. Analiz sonucunda p-değeri bu sınırın altında olduğu için H_0 hipotezi reddedilmiş ve permütasyon yaklaşımı ile elde edilen stresin istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna varılmıştır.

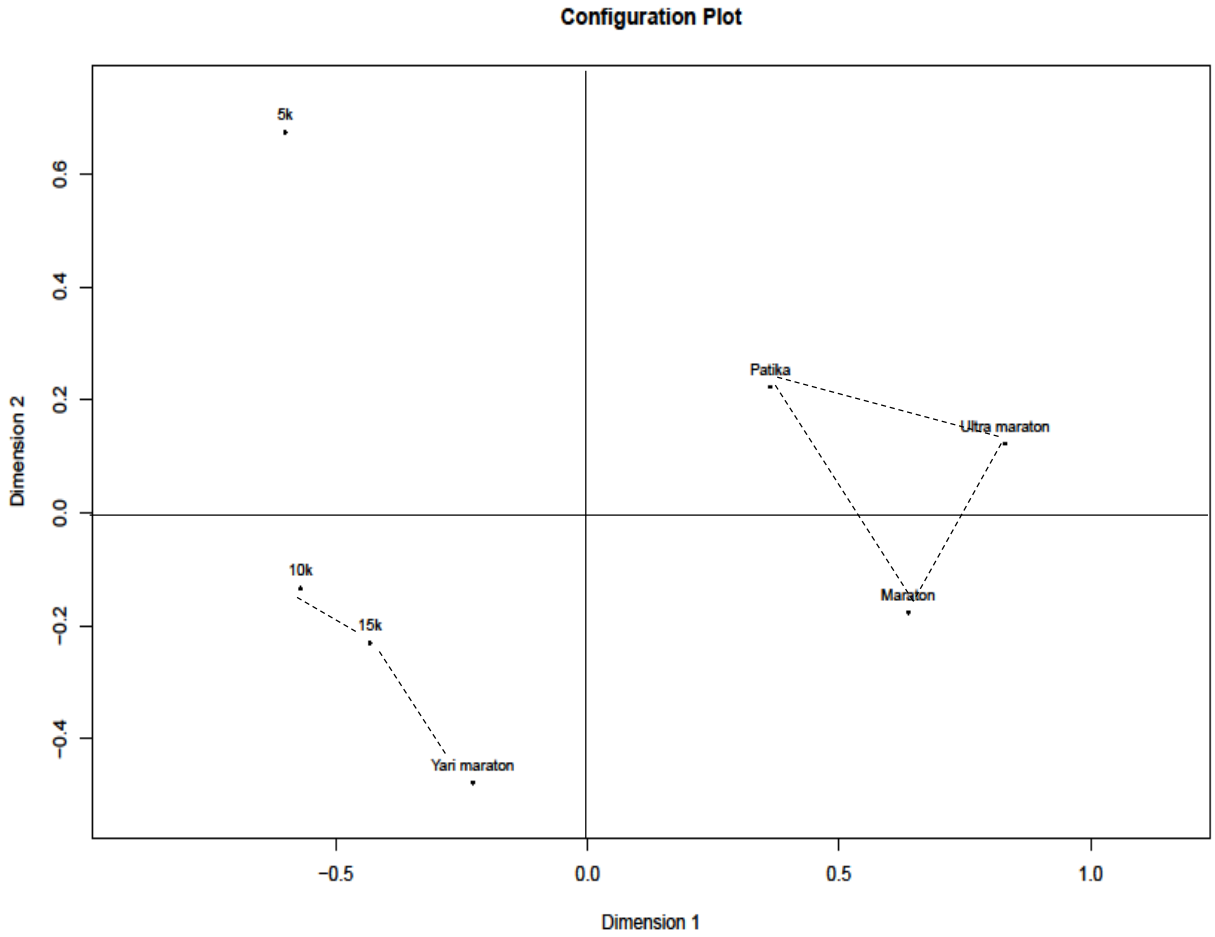
Sıralı ÇBÖ Analizi'nin uyumu, son olarak nokta başına stress değerleri aracılığıyla değerlendirilmiştir. Stress küresel bir uyum ölçüsüdür ve tüm temsil hatalarının bir araya getirilmesi ile elde edilmektedir. Küresel Stress ve bireysel temsil hataları arasında yer alan uyum endeksi (SPP) ile yarış türlerinin tek tek strese katkıları incelenmiştir.



Şekil 25: Nokta Başına Stress Çizelgesi

Şekil 25'te yer alan nokta başına stress çizelgesi, SPP değerlerini azalan bir sırada göstermektedir. Yatay eksende yarış türleri ve dikey eksende yarış türlerine ilişkin SPP değerleri yer almaktadır. En büyük SPP değeri patika yarışına aittir ve patika stress değerinin yaklaşık %25'inden sorumludur. 10k ve 15k ise model uyumsuzluğuna etkisi en düşük olan yarışlardır. Patika yarışının en yüksek stress katkısına sebep olmasının bir nedeni, bu yarışın mesafe açısından diğer yarışlara göre belirsiz olmasıdır. Yani farklı koşucular bu yarışı diğer yarışlarla kıyaslarken farklı kritelerler kullanmışlardır. Bunun dışında SPP sonuçları değerlendirilirken, analizde kullanılan nesne sayısı da dikkate alınmalıdır; nesne sayısı ne kadar artarsa SPP değerleri de o kadar küçülmektedir. SPP'lerin ortalama değeri her zaman 100 / n (%) olacak şekildedir ve "*n"* yani nesne sayısı nokta başına stress değerlerini direkt olarak etkilemektedir.

Sonuç olarak, bazı benzerlik yargıları, ÇBÖ uzayında nispeten daha kötü temsil edilebilir veya farklı yarışların algısal haritasında farklı şekilde ifade edilebilir. Bu durum, benzerlik kararlarını veren koşucuların, bu yarış çiftlerini hangi kriterlere göre karşılaştırmaları gerektiğini ve bu yarışların hangi ortak noktaları olduğunu bilmemesinden kaynaklabilir. Ya da koşucuların bu yarışlar üzerinde hemfikir olmaması, bireyler arasında toplanan verilerin tutarsız olmasına yol açmış olabilir.



Şekil 26: Yarış Türlerinin Ortak Uzay Haritası (Smacof)

Yarış türlerinin ortak uzay haritası incelendiğinde haritada üç kümenin varlığı dikkati çekmektedir. İlk kümede 10k, 15k ve yarı maraton yarışları yer alırken ikinci kümede patika, ultra maraton ve maraton yarışları birbirine yakın konumlanmıştır. Çalışmanın başında yarış çiftlerine ilişkin benzerlik verisi elde edilirken, kişilerin patika koşusunu hangi mesafeye göre değerlendirmeleri gerektiği

belirtilmemiştir. Bunun amacı her türlü mesafede koşulabilecek bu yarışı hangi yarış türüne ya da mesafeye daha yakın algıladıklarını ortaya koymaktır. Sonuç olarak koşucuların patika koşusunu ultra maraton ve maraton yarışlarına daha yakın konumlandırdığı ve birlikte bir küme oluşturdukları görülmektedir. 5k yarışı ise haritanın sol üst köşesinde tek başına yer almakta ve diğer tüm yarışlardan farklı algılanmaktadır. Genel bir subjektif değerlendirme yapılırsa birinci boyutta yer alan yarışların (soldan-sağa) mesafeye göre değerlendirildikleri görülmektedir. Açık bir şekilde en kısa mesafeden en uzun mesafeye doğru: 5k, 10k, 15k, yarı maraton, patika, maraton ve ultra maraton olacak şekilde sıralandıklarını söylemek mümkündür.

Ancak ikinci boyutun değerlendirmesi birinci boyutta olduğu kadar açık değildir. 10k ve maraton yarışları birinci boyutta farklı algılanırken ikinci boyutta oldukça benzer algılanmaktadır. Bu iki yarışın en önemli ortak özelliği yol yarışı olmasıdır. Aynı şekilde şeklin alt tarafında yer alan yarışların tamamı (10k,15k,yarı maraton,maraton) asfalt zeminde koşulan yol yarışlarıdır. Patika ve ultra maraton ise arazilerde koşulan yarışlardır. Bu nedenle ikinci boyutta, yarışlara ilişkin benzerliklerin parkura yani yarışın koşulduğu zemine göre değerlendirildiğini söylemek mümkündür.

4.6.2. Unfolding Analizi Bulguları (Prefscal ve Smacof)

Bu bölümde bireylerin tercihleri arasındaki farkla ilgilenen temel uzaklık modeli Unfolding diğer adıyla ideal nokta modeli uygulanmış ve elde edilen sonuçlar ayrıntılı olarak incelenmiştir. Tercih verilerinin analizi için kullanılan bir diğer yöntem olan vektör modeli, bir kişinin tercihinin belirli bir noktaya ulaşana kadar devam ettiği ve daha sonra kişinin vektörü üzerinde daha fazla ilerlemeye devam ettikçe monoton olarak azalma gösterdiği durumları temsil etmemektedir. Çünkü vektör modeli, daha önce de bahsedildiği gibi "Daha iyisi her zaman tercih edilir" yaklaşımını benimsemektedir. Ancak, tüm ideal noktalar seçim nesnelerinin konfigürasyonunun çok ötesinde yer alırsa, vektör modeli ideal nokta modeline özel bir durum olarak yaklaşmaktadır. Bu sebeplerden ötürü çalışmamızda yer alan verilerin, vektör modeli ile temsil edilmesi uygun değildir ve sonuçlar yalnızca ideal nokta modeli kullanılarak elde edilmiştir.

Unfolding modeline ilişkin analizlerin gerçekleştirilmesinde prefscal algoritması ve R programı içinde yer alan Smacof paketi kullanılmıştır.

Prefscal algoritması iki farklı program olarak bulunmaktadır. İlk Prefscal programı olan beta versiyonu, Leiden Üniversitesi'nde geliştirilen bir konsol uygulamasıdır ve Microsoft üzerinde bir komut penceresinde yürütülmektedir. İkinci prefscal programı IBM SPSS istatistik paket programında uygulanmaktadır ve bu sürüm, beta versiyonundan seçilmiş bir dizi opsiyondan oluşmaktadır. Beta sürümü hala araştırma, iyileştirme ve programa belirli seçenekler ekleme amacıyla geliştirilmekte olduğu için, beta sürümü araştırmacıların serbestçe kullanımına açık değildir.

Çalışmanın üçüncü bölümünde ayrıntılı bir şekilde anlatılan ve Unfolding Analizi'nin sonuçlarının kararlılığı için önerilen yönteme ilişkin analizlerin çözümü mevcut Spss programında yer alan prefscal algoritmasında mümkün olmamaktadır. Velden ve diğerleri (2012) tarafından geliştirilen bu yönteme ilişkin çözümler, makalenin birinci yazarından temin edilen Spss'in beta sürümü ile gerçekleştirilmiştir.

Analizin ilk aşamasında, cezanın gücünü belirleyen ve kullanıcı tarafından sağlanan λ ve ω parametrelerine farklı değerler atanmış ve bu değerlerin Unfolding Analizi sonuçlarına etkisi incelenmiştir. Bu yöntem ile, nesnelerin ve kişilerin en tutarlı ortak uzay konfigürasyonunu veren ceza parametrelerine ilişkin değerler belirlenmeye ve en küçük RMSE değerine ulaşılmaya çalışılmıştır.

Ne yazık ki, RMSE'nin λ ve ω parametreleriyle nasıl ilişkili olduğunu analitik olarak belirlemek mümkün değildir. Bu nedenle RMSE'yi minimum yapan λ ve ω'yı belirlemenin bir yolu, optimal sonucu bulmak için kullanılan "grid search" tekniğidir. Bu teknikte model paremetreleri algoritmaya tek tek verilmekte ve en iyi performansı veren parametre değerlerine böylece karar verilebilmektedir. Bu çalışmada, λ için [0.1, 0.2 ,. . , 1.0] ve ω için [0.10, 0.20, 0.50, 1, 2, 5, 10, 20, 50, 100] değerleri sırasıyla analiz edilmiştir. Her bir parametre çifti için (λ, ω), B = 1000 tekrar ile bootstrap analizi ve metrik olmayan Unfolding Analizi gerçekleştirilmiş ve en küçük RMSE'yi veren parametre değerleri için en kararlı çözüm elde edilmiştir.

Tablo 19

1000 Bootstrap Örneğine Dayalı Farklı Ceza Değerleri İçin Göreceli Ortalama Hata Karesi

λ	ω									
	0.1	0.2	0.5	1	2	5	10	20	50	100
0.1	0.0049600	0.0049740	0.0048500	0.0044970	0.0041760	0.0042950	**0.0039710**	**0.0039522**	**0.0039646**	0.0049456
0.2	0.0066372	0.0064273	0.0045356	0.0044126	0.0042503	0.0042503	**0.0039922**	0.0043835	0.0043770	0.0047610
0.3	0.0659119	0.0340421	0.0134035	0.0061794	0.0054987	**0.0040635**	0.0069330	0.0066799	0.0065199	0.0064944
0.4	0.1213462	0.1027714	0.0913460	0.0438207	0.0120113	0.0104371	0.0165672	0.0202039	0.0205555	0.0211390
0.5	0.1818182	0.1755795	0.1286660	0.1230868	0.0713000	0.0305073	0.0141038	0.0139672	0.0192269	0.0213089
0.6	0.2697070	0.2721021	0.2132754	0.1896187	0.1323970	0.1610920	0.1367936	0.1037481	0.0830735	0.0765284
0.7	0.3836002	0.3505616	0.3142169	0.2279595	0.1924724	0.1754660	0.1705288	0.2047653	0.1565499	0.1553186
0.8	0.6405209	0.5864921	0.4271795	0.6564978	0.3007181	0.2594499	0.2386797	0.2370556	0.23660032	0.2366164
0.9	0.6280763	0.6802562	0.6167091	0.3771504	0.7816114	0.4574452	0.3934194	0.3834874	0.38222757	0.3824812
1	0.6140503	0.5486143	0.6840190	0.4312108	0.4859001	0.6372735	0.5830577	0.5681402	0.58754302	0.5894621

Eşitlik 40'ta tanımlanan denklem yoluyla elde edilen göreceli ortalama hata kareleri (RMSE) Tablo 20'de gösterilmektedir. Tüm tablo incelendiğinde, en kararlı unfolding çözümünün $\lambda = 0.1$ ve $\omega = 20$ ceza parametrelerine karşılık geldiği, çünkü en küçük RMSE (0.0039) değerine bu parametre değerleri ile ulaşıldığı görülmektedir. Prefscal algoritmasının Spss'te yer alan varsayılan parametre değerleri $\lambda = 0.5$ ve $\omega = 1$'dir. Ancak varsayılan değerlere ilişkin RMSE'nin (0.1230) oldukça yüksek olduğu yani sonucun kararsız olduğu görülmektedir. Bir başka ifadeyle, cezanın etkisininin varsayılan değerden azaltılması durumunda (yani, λ için daha yüksek ve ω için daha düşük değerler seçilerek), RMSE'nin önemli ölçüde arttığı açıkça görülmektedir. Bu sonuç, unfolding çözümlerinin büyük ölçüde kararsız olduğuna ve dejenerasyonların olası oluşumuna işaret etmektedir. Benzer şekilde, ω parametresini artırarak daha güçlü bir ceza uygulanmasının etkisi sınırlıdır, ancak daha güçlü bir ceza genellikle daha kararlı çözümlere yol açmaktadır. Tablonun sol alt köşesindeki değerler, zayıf ceza değerleri için, RMSE'nin önemli derecede arttığını göstermektedir.

Tablo 19'da koyu renkle yazılan değerler en küçük beş RMSE değerini vermektedir, bir başka deyişle bu parametre değerleri için Unfolding Analizi kararlı çözümler üretmektedir. Tabloyu iki parçaya ayıran çizginin sol alt kısmında kalan

değerler ise 0.10'dan büyük olan, yani kararsız unfolding çözümüne yol açan RMSE değerleridir.

Prefscal beta sürümü ile en kararlı çözümü veren ceza parametreleri elde edildikten sonra bu değerler kullanılarak prefscal/spss sürümü ile ortak uzay konfigürasyonu elde edilmiştir.

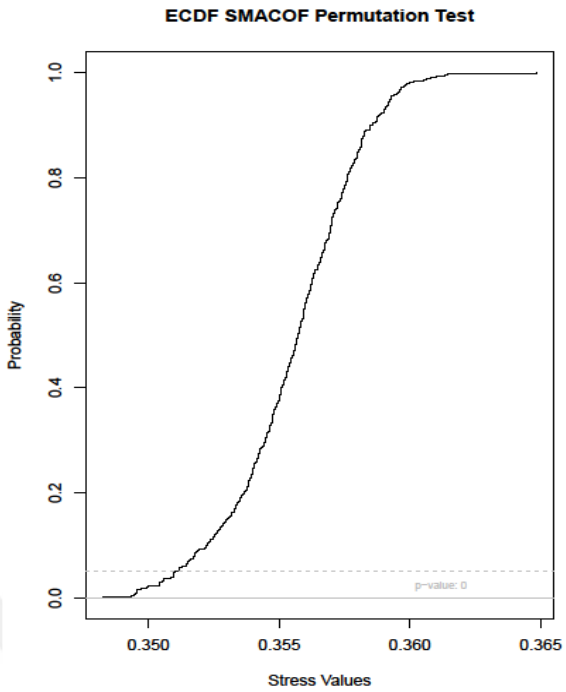
Tablo 20

PREFSCAL Analiz Sonuçları

İterasyon		560
Son Fonksiyon Değeri		3,375064
Fonksiyon Değeri	Stress Değeri	0,268297
	Ceza Değeri	714830,7
Uyumsuzluk Derecesi	Normalize Stress Değeri	0,068178
	Kruskal's Stress-I	0,261109
	Kruskal's Stress-II	0,694199
	Young's S-Stress-I	0,359204
	Young's S-Stress-II	0,500682
Uyum Derecesi	Hesaplanan Dağılım	0,931822
	Hesaplanan Varyans	0,786846
	Düzeltilmiş Tercih Sıralamaları	0,876050
	Spearman's Rho	0,856197
	Kendall's Tau-b	0,752101
Değişim Katsayısı	Yakınlıkların Değişim Katsayısı	0,540700
	Dönüştürülmüş Yakınlıkların Değişim Katsayısı	0,702638
	Değişim Uzaklıkları	0,503936
Dejenerasyon endeksleri	DeSarbo'nun karışıklık endekslerinin karelerinin toplamı	0,031066
	Shepard'ın Endeksi	0,845518

Yukarıdaki tablo $\lambda = 0.1$ ve $\omega = 20$ ceza parametreleri için stress ve uyum ölçülerini vermektedir. Hesaplanan istatistikler dejenere sonuçlar için bir risk olup olmadığını göstermektedir. Algoritma 560 iterasyondan sonra 0,268297 olan stress değeri ile çözüme ulaşmıştır. Normalize stress değerinin sıfırdan farklı olması beklenmektedir ve istenildiği gibi 0,06 olarak bulunmuştur. Çünkü düşük stress değeri veri uyumunun iyi olduğunu göstermekle birlikte aynı zamanda dejenere sonuçlara da

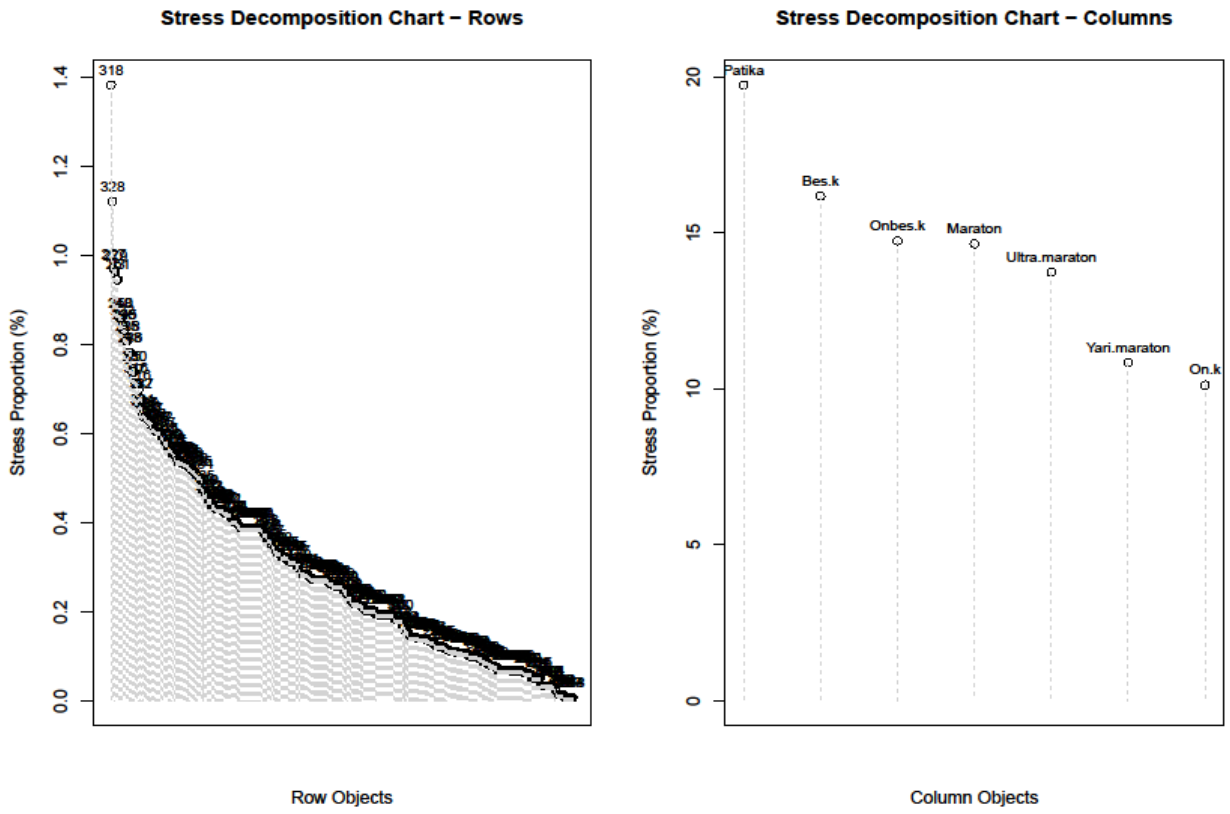
yol açmaktadır. Normalize stress değeri 1'den çıkarıldığında hesaplanan dağılım ölçüsüne yani 0,9318'e eşit olmaktadır. Orijinal uzaklıklar ile konfigürasyon uzaklıkları arasındaki karesel korelasyona eşit olan ve modelin uyumunun bir ölçüsü olan varyans değeri ise %78,7 olarak elde edilmiştir. Her iki ölçü de, Prefscal çözümünün verinin altında yatan yapıyı iyi temsil ettiğini göstermektedir. Bir diğer dikkat edilmesi gereken nokta dönüştürülmüş yakınlıkların değişim katsayısının orijinal yakınlıkların değişim katsayısına yakın bir değere sahip olmasıdır. Aradaki farkın çok fazla olması orijinal değişkenliğin kaybolduğunu ve bunun sonucu olarak nesnelerin haritada birbirine çok yakın konumlandığını yani dejenere çözüm elde edildiğini göstermektedir. Tablodaki sonuçlara göre orijinal yakınlıkların değişim katsayısı 0,5407 iken dönüştürülmüş yakınlıkların değişim katsayısı 0,7026 olarak bulunmuştur. Yani dönüşümden sonra değişkenliğin daha büyük bir kısmı açıklanmaktadır. Prefscal algoritmasında ceza değeri kullanılmadan önce elde edilen dejere çözümde, orijinal uzaklıkların değişim katsayısı yine 0,5407 iken dönüştürülmüş yakınlıkların değişim katsayısı 0,0000823 olarak elde edilmiştir. Yani dönüştürülmüş yakınlıklar orijinal yakınlıklara göre oldukça düşük neredeyse sıfıra yakın bir değere sahiptir ve bu sonuçların anlamlılığı için istenmeyen bir durumdur. DeSarbo'nun karışıklık endekslerinin karelerinin toplamı, farklı setlerdeki noktaların ne kadar iyi birbirine karıştığının bir ölçüsüdür. Eğer birbirine karışmazlarsa çözümün dejenere olabileceği yönünde bir uyarı işaretidir. Bu endeksin oldukça küçük ve sıfıra yakın olması beklenmektedir. Çalışmamızda DeSarbo'nun karışıklık endekslerinin karelerinin toplamı 0,031 olarak elde edilmiştir ve sonucun dejenere olmadığının güçlü bir göstergesidir. Shepard'ın farklı uzaklıkların bir yüzdesi olarak rapor edilen endeksi % 84,5 civarındadır ve bu değere göre uzaklıklar birbirinden yeterince farklıdır ve çözüm dejenere değildir. Sonuç olarak verilerin model uyumunun iyi olduğu ve çözümün dejenere olmadığını söylemek mümkündür.



Şekil 27: Unfolding İçin Kümülatif Dağılım Fonksiyon Grafiği

Unfolding Analizi sonucu elde edilen stresin değerlendirilmesi temel olarak ÇBÖ Analizi ile aynıdır. Ancak unfolding için, Kruskal'ın önerdiği gibi bir tolerans oranı henüz belirlenmemiştir. Bu sebeple elde edilen stress değerininin istatistiksel olarak anlamlılığını ölçmek için smacof paketi kullanılarak permütasyon testi uygulanmıştır.

Şekil 27'de kümülatif dağılım fonksiyon grafiğinde kesikli çizgilerle gösterilen yatay doğru %5 anlamlılık sınırını göstermektedir. Analiz sonucunda stress=0.227 ve p-değeri=0 olarak elde edilmiştir. P-değeri bu sınırın altında olduğu için H_0 hipotezi reddedilmiş ve permütasyon yaklaşımı ile elde edilen stresin istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna varılmıştır.

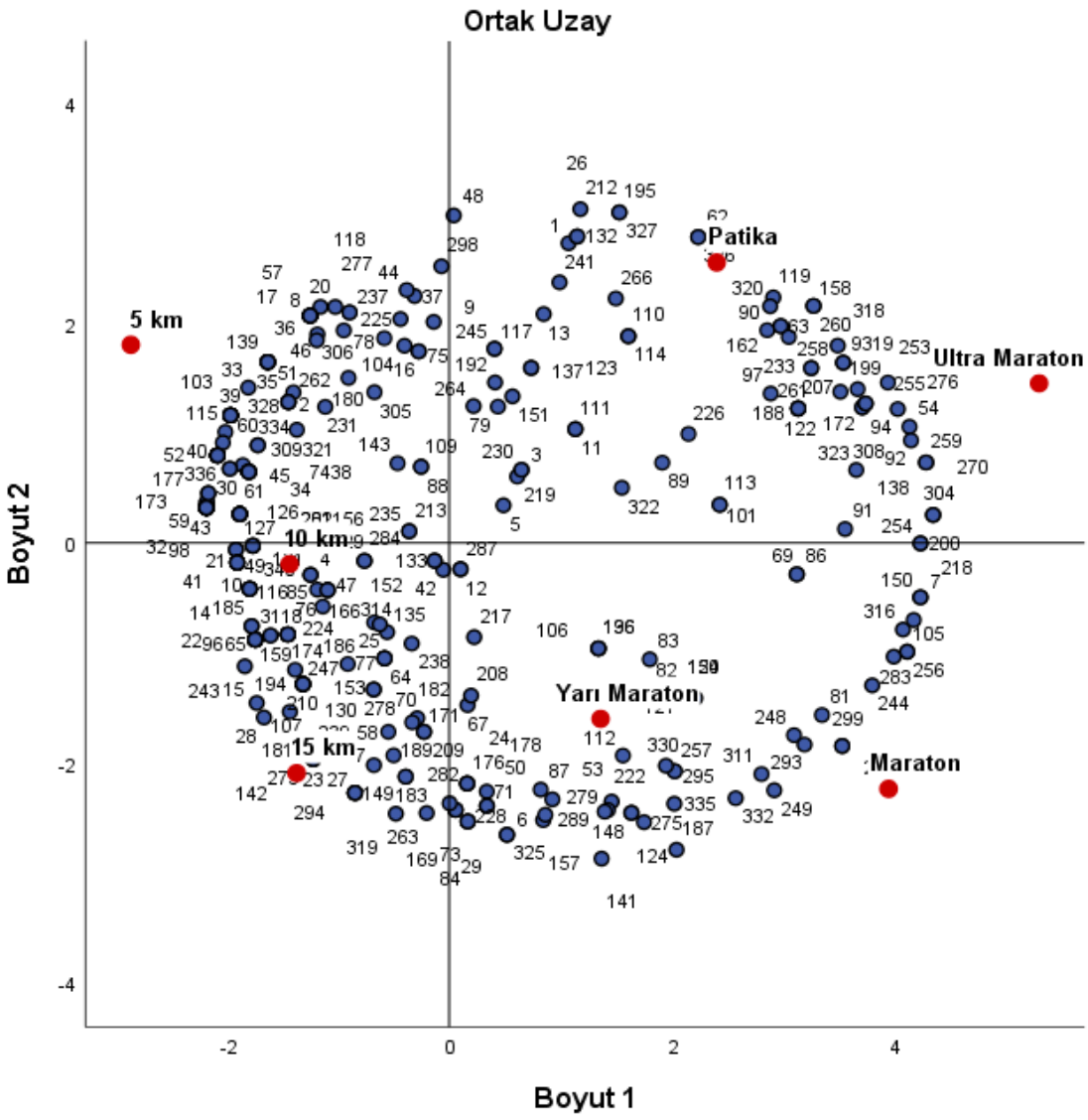


Şekil 28: Unfolding İçin Nokta Başına Stress Çizelgesi ve Baloncuk Grafiği

Smacof paketi ile elde edilen SPP dağılım grafikleri Şekil 28'de gösterilmektedir. Sol tarafta yer alan 340 koşucuya ilişkin stress dağılımında, 318. kişinin en kötü model uyumuna sahip olduğu görülmektedir. Bu kişinin harita üzerinde bulunduğu konum, tercih sıralamasını doğru bir şekilde temsil etmemektedir. Unfolding analizinden en kötü uyuma sahip üç kişiyi elimine ettiğimizde, nokta konfigürasyonu neredeyse değişmeden kalmakta ve stress değeri sadece 0,268'ten 0,264'e düşmektedir. Sonuç olarak birkaç uç değer nokta konfigurasyonunu etkilememekte ve Unfolding modelinin veriyi iyi temsil ettiğini göstermektedir.

Şeklin sağında yer alan yarış türlerine ilişkin stress dağılımında ise patika yarışı en kötü model uyumu ile karşımıza çıkmakta ve toplam stresin yaklaşık %19'undan sorumlu olmaktadır. Patika yarışının en yüksek stress katkısına sebep olmasının nedenleri, bu yarışın mesafe açısından diğer yarışlara göre belirsiz olması

ve patika yarışını diğer yarışlara göre tercih ederken farklı kriterlerin kullanılmasıdır. 10k ve yarı maraton ise model uyumsuzluğuna etkisi en düşük olan yarışlardır.



Şekil 29: Unfolding Uzayı (Prefscal)

$\lambda = 0.1$ ve $\omega = 20$ ceza parametreleri kullanılarak Prefscal/Spss algoritması ile elde edilen Unfolding Analizi sonucunda yarış türleri ve ideal noktalar ortak uzayda iki boyutlu olarak elde edilmiştir. Yarış türleri kırmızı noktalar ve koşucuların ideal noktaları mavi noktalar şeklinde Şekil 29'da görülmektedir. Elde edilen ortak

uzay haritasında doğal olarak gruplanmış ideal noktalar, potansiyel alt segment koşucuları temsil etmektedir. Haritada 10k ve 15k yarışlarının birbirine yakın konumlandığı yani bu yarışların tercih açısından benzer algılandığı görülmektedir. 10k ve 15k koşucular tarafından en fazla tercih edilen ilk iki yarış arasında yer almaktadır. Bu yarışlara yakın konumlanan ideal noktaların sayısının çok olması tercihlerin de yüksek olduğunu göstermektedir. 5k yarışının ise diğer bütün yarışlardan uzak konumlandığı görülmektedir. Bunun sebebi ülkemizde düzenlenen 5 km yol yarışlarının sayısının az olması ve düzenlenen yarışların da daha çok profesyonel atletlere yönelik (5000 metre pist yarışı) olmasından kaynaklanıyor olabilir.

Kişilerden yarış türlerini tercih sırasına sokması istendiğinde, patika koşusunu hangi mesafeye göre değerlendirmeleri gerektiği belirtilmemiştir. Bunun amacı her türlü mesafede koşulabilecek bu yarışı hangi yarış türüne ya da mesafeye daha yakın gördüklerini ortaya koymaktır. Sonuç olarak patika ve ultra maratonun harita üzerinde yakın konumlandığı yani tercih açısından benzer algılandığı görülmektedir. Ancak bu yarışların etrafındaki ideal noktaların fazla olmaması, koşucular tarafından az tercih edildiklerini ortaya koymaktadır.

Tercih boyutlarını belirlemek ve eksenlere anlamlı isimler verebilmek için Chang ve Carroll (1968) tarafından geliştirilen Profit Analizi uygulanmıştır. Bu analiz niteliklerle yüksek korelasyona sahip boyutların belirlenmesine yardımcı olmaktadır. Profit, Unfolding Analizi sonucu elde edilen koordinat değerlerini ve niteliklerin ortalama değerlerini girdi olarak almaktadır. Böylece hangi niteliklerin tercih uzayını en iyi şekilde tanımladığını ve boyutları şekillendirdiğini belirlemek mümkün olmaktadır.

Tablo 21

Yarış Türlerine İlişkin Niteliklerin Ortalama Puanları

	5k	10k	15k	Yarı maraton	Maraton	Ultra maraton	Patika
Parkur	2,3	2,1	3,2	4,8	5.2	5,4	2,5
Sakatlık Riski	2,1	3,9	4,0	4,7	6,7	6,1	5,2
Mesafe	2,0	2,8	2,6	2,2	2,9	5,8	4,8
Ekipman	2,2	3,4	3,5	3,8	3,4	5,9	6,2
Dayanıklılık	3,0	2,8	2,5	3,3	6,8	6,1	4,6
Maliyet	3,8	3,4	3,5	4,7	4,0	4,9	2,5
Organizasyon	4,5	3,6	5,0	4,7	5,8	6,2	4,9
Ulaşım	2,3	2,1	3,2	3,8	5,2	5,4	2,5
Yarış Takvimi	2,5	3,4	2,5	3,9	6,5	5,9	5,7
Hazırlık Süreci	3,1	3,9	2,0	3,7	6,2	6,8	5,6

Tablo 21'de 7 adet yarış türünün 10 farklı niteliğe ilişkin ortalama puanları yer almaktadır. Örneğin maraton ve ultra maraton yarışları sakatlık riskinin yüksek olması ve hazırlık süreci açısından yüksek puanlanmıştır.

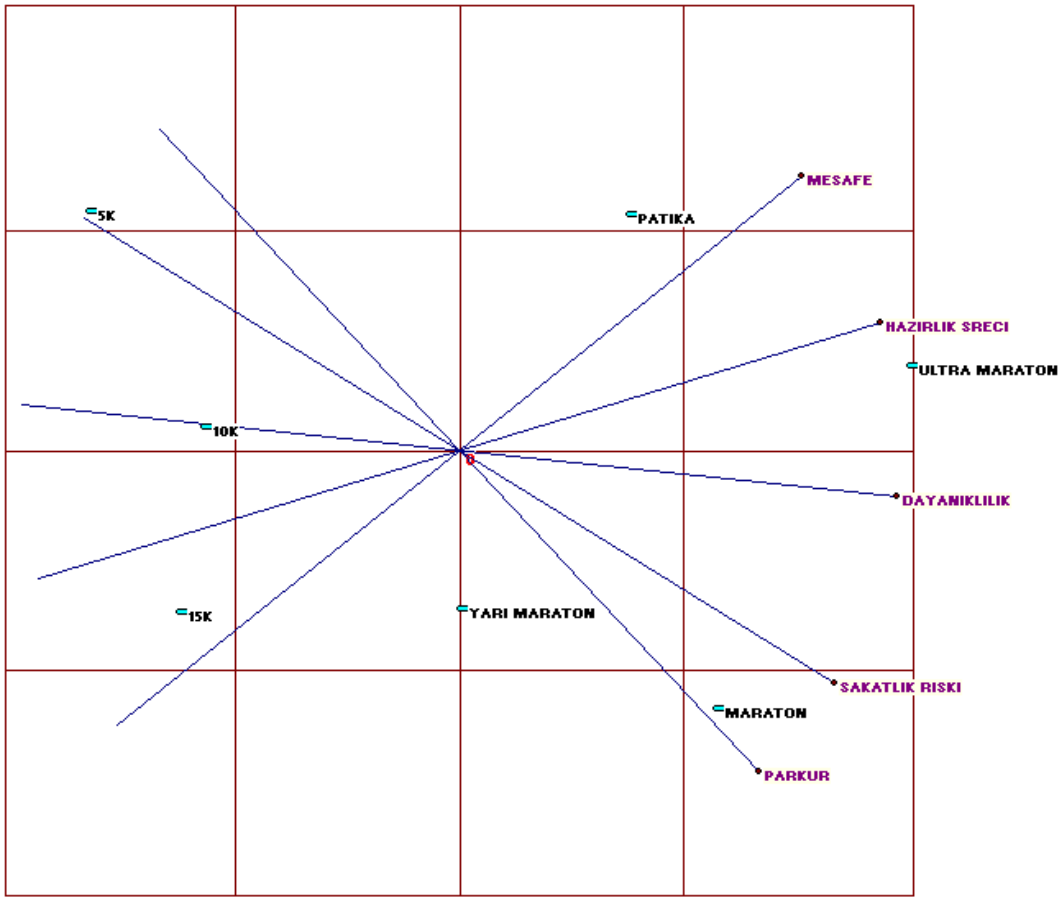
Tablo 22

Nitelikler İle Vektör İzdüşümleri Arasıdaki Maksimum Korelasyon ve R^2

Nitelikler	Rho	R^2
Parkur	**0.9420**	**0.8873**
Sakatlık Riski	0.8996	0.8092
Mesafe	0.8809	0,7759
Dayanıklılık	**0.9700**	**0.9409**
Hazırlık Süreci	0.9004	0.8107

Profit, Unfolding Analizi sonucu elde edilen koordinatları bağımsız değişken ve nitelikleri bağımlı değişken alarak çoklu regresyon analizi yapmakta ve nitelikleri vektörler şeklinde tercih uzayına yerleştirmektedir. Modelin uyumu, orijinal nitelik değerleri ile uyarıcıların vektör üzerindeki izdüşümleri arasındaki korelasyonun maksimize edilmesiyle gerçekleşmektedir. Uzaya yansıtılan bir niteliği temsil eden her bir vektör, kişilerin uyarıcılara ilişkin tercihlerini hangi boyutlara göre yaptığını belirtmektedir. Elde edilen bu korelasyon değeri (Rho), niteliklerin uyarıcı uzayıyla uygunluğunu tasvir eden bir uyum iyiliği ölçüsüdür (Steven ve Reynolds, 1995, s.482). Bunun yanında dikkate alınması gereken diğer bir analiz çıktısı R^2 değeridir ve haritada yer alan yarış türlerinin niteliklerle ilişkisi olup olmadığını belirtmektedir.

R^2 ne kadar yüksek olursa ilişki de o kadar yüksek olmaktadır. Niteliklerin yarış türlerine ilişkin tercihleri etkilediği sonucunun desteklenmesi için R^2'nin en az 0,80 civarında olması istenmektedir. Bu kritere uymayan (maliyet, ekipman, organizasyon, ulaşım ve yarış takvimi) nitelikler değerlendirmeye alınmamıştır. Tablo 19'da hem RHO hem de R^2 değerleri verilmektedir. R^2 değerleri incelendiğinde %80'e yakın ve üzerinde değer alan niteliklerin parkur, sakatlık riski, mesafe, dayanıklılık ve hazırlık süreci olduğu görülmektedir. Bu nitelikler boyutların belirlenmesi açısından etkili ve ayrıştırıcı bir etkiye sahiptir. Tablodaki en yüksek iki R^2 değerine bakıldığında, koşucuların yarış türlerine ilişkin tercihlerini dayanıklılık ve parkur niteliklerine göre yaptığı görülmektedir.



Şekil 30: Yarış Türleri ve Nitelik Vektörleri (Profit)

Şekil 30 orijinal uyarıcı koordinatlarının ve yön vektörlerinin bir ortak uzayını göstermektedir. Profit Analizi sonucu yarış türlerinin niteliklerle olan ilişkisi

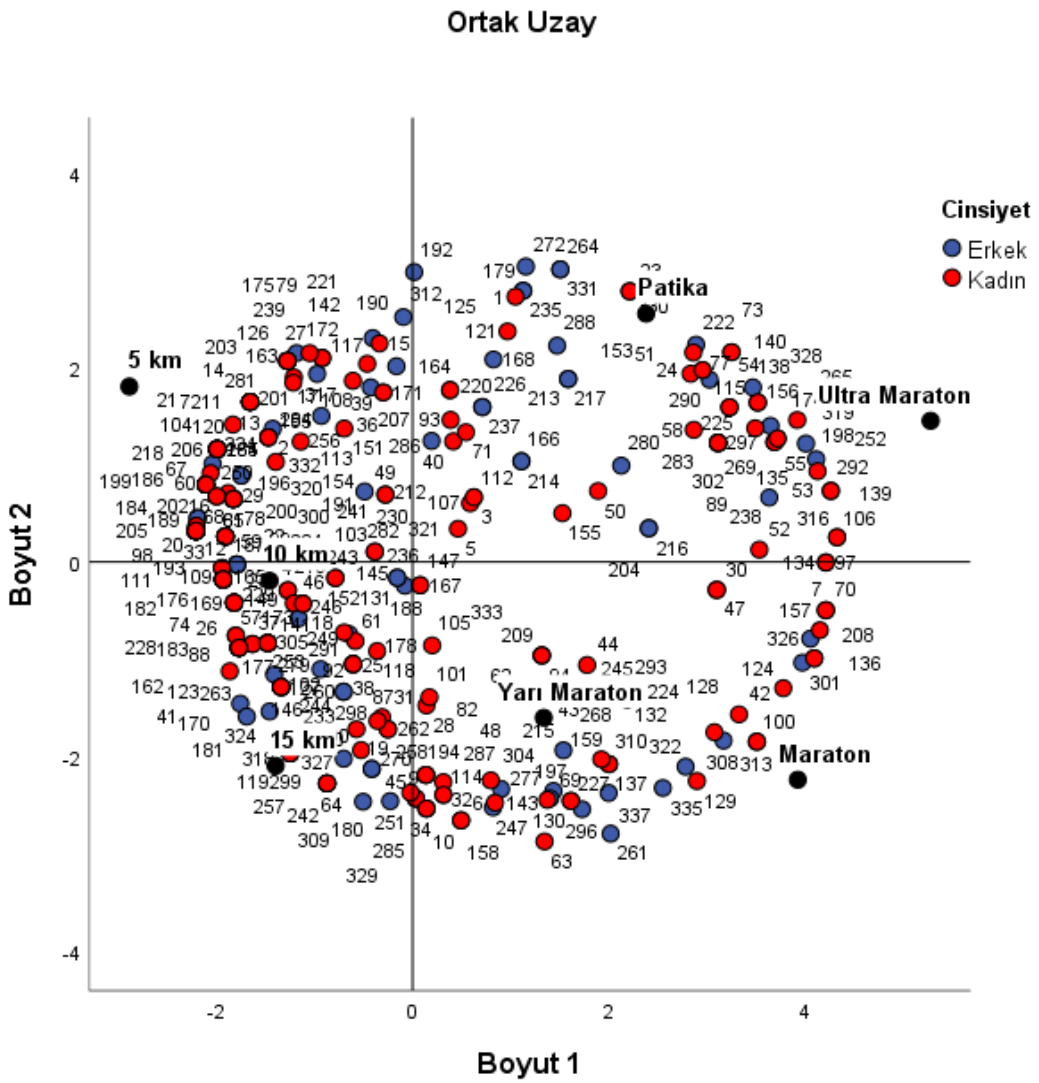
değerlendirildiğinde, koşucuların maraton yarışını tercih ederken parkuru ve sakatlık riskini dikkate aldıkları görülmektedir. Ultra maraton tercihini ise hazırlık süreci ve dayanıklılık nitelikleri önemli oranda etkilemektedir. Patika yarışının mesafesi koşucuların yarış tercihi üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Çünkü patika yarışı daha önce de bahsedildiği gibi çeşitli mesafelerde koşulabilen arazi koşularıdır.

Sonuç olarak Profit Analizi'ne göre birinci boyut dayanıklılık ve ikinci boyut parkur nitelikleri tarafından açıklanmaktadır. Dayanıklılık boyutu incelendiğinde, şeklin sol tarafında kalan yarışların sağ tarafında kalan yarışlara göre zorluk derecesinin daha az olduğunu söylemek mümkündür. 5km, her yaştan ve yetenekten kişinin koşabileceği kısa mesafede koşulan yarışlardır. 10km ve 15km, kişinin konfor alanından çıktığı ve belki de daha uzun yarış mesafeleri için dayanıklılığını ve tecrübesini artırmak için koştuğu yarışlardır. Yarı maraton yarışını ise maraton öncesi eşik mesafesi olarak değerlendirmek mümkündür. Aynı zamanda yarışların hız ve dayanıklılık açısından farklılaştığı görülmektedir. Sol tarafta yer alan yarışlar (5k,10k ve 15k) asfalt zeminde koşulan ve hız, tempo, yarış süresi, kendi kişisel rekorunu kırma gibi düşüncelere daha fazla yoğunlaşılan yarışlardır. Mesafe arttıkça, özellikle ultra maraton yarışlarında koşucunun hızlı olmasından ziyade dayanıklılığı devreye girmektedir. Maraton, patika ve ultra maraton yarışlarında, kişi başkalarıyla rekabet etmekten çok aslında kendisiyle rekabet etmekte ve kendi sınırlarını aşmaktadır. Hem fiziksel hem de mental güç ve dayanıklılık isteyen ve hazırlık süreci oldukça zorlu olan bu yarışlarda bitiş çizgisini görebilmek ve yarışı sağlıklı bir şekilde bitirebilmek çoğu amatör koşucu için rekabetçi koşmaktan daha önemli bir kriterdir. Tüm bunlar birlikte değerlendirildiğinde, yatay eksende sağa doğru ilerledikçe daha fazla dayanıklılık gerektiren yarışların yer aldığı görülmektedir. Sonuç olarak koşucuların yarış tercihlerini öncelikli olarak etkileyen nitelik dayanıklılık hatta daha genel anlamda söylenirse zorluk derecesi şeklinde tanımlanabilir.

İkinci boyutu parkurun koşulduğu zemin şeklinde ele almak mümkündür. Patika ve ultra maraton yarışları arazi koşularıdır. 5k ve 10k normalde yol yarışı olarak bilinmesine karşın, son zamanlarda ultra maraton yarışlarına artan ilgiden dolayı bu mesafelerde de arazi koşuları düzenlenmekte ve bu durum ultra maraton

mesafesini tercih etmeyen ancak arazi yarışlarına katılmak isteyenler koşucular için alternatif oluşturmaktadır. Bu nedenle de etkinlik düzenleyiciler, ultra maraton yarışlarına 5k, 10k gibi kısa parkurlar ekleyerek arazi koşularına katılımı artırmaya çalışmaktadırlar. Diğer tarafta yarı maraton ve maraton yarışları ise çoğunlukla asfalt zeminde koşulan yol yarışları olarak düzenlenmektedir.

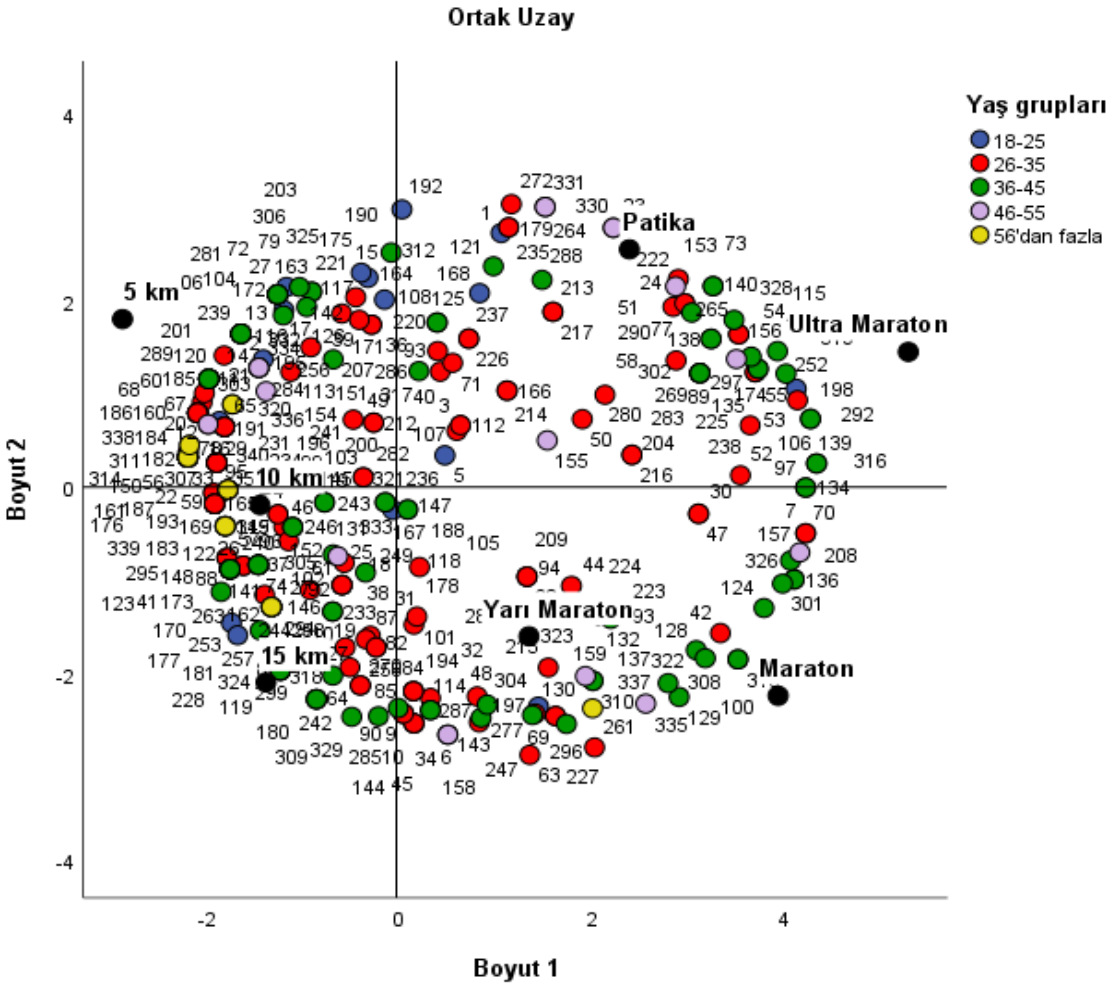
Gerçek şu ki, farklı koşucuların fizyolojik ve zihinsel açıdan güçlü ve zayıf yönleri bulunmaktadır; bazıları güçlü ve hızlı bir maraton koşabilme yeteneğine sahipken, diğerleri 5k ve 10k gibi daha kısa yarışlarda üstünlük sağlamak isterler, bazıları sadece eğlenmek için bazıları ise rekabet etmek için koşmak isterler. Sonuç olarak bu harita ile koşucuların tercihleri ve bu tercihlerini etkileyebilecek etkenler üzerinden ayrıntılı değerlendirmeler yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar koşucuların hangi yarışlara eğiliminin fazla olduğu, hangi yarışların neden daha az tercih edildiği ve bunların olası nedenleri ile ilgili fikir vermektedir. Ortak uzay haritası, koşucuların daha az tercih ettiği yarış türlerinin daha cazip hale getirilmesi, başka bir deyişle bu yarışların pozisyonlarının hangi yöne doğru değiştirilmesi gerektiği ile ilgili önemli bilgiler sunmaktadır.



Şekil 31: Cinsiyete Göre Unfolding Uzayı

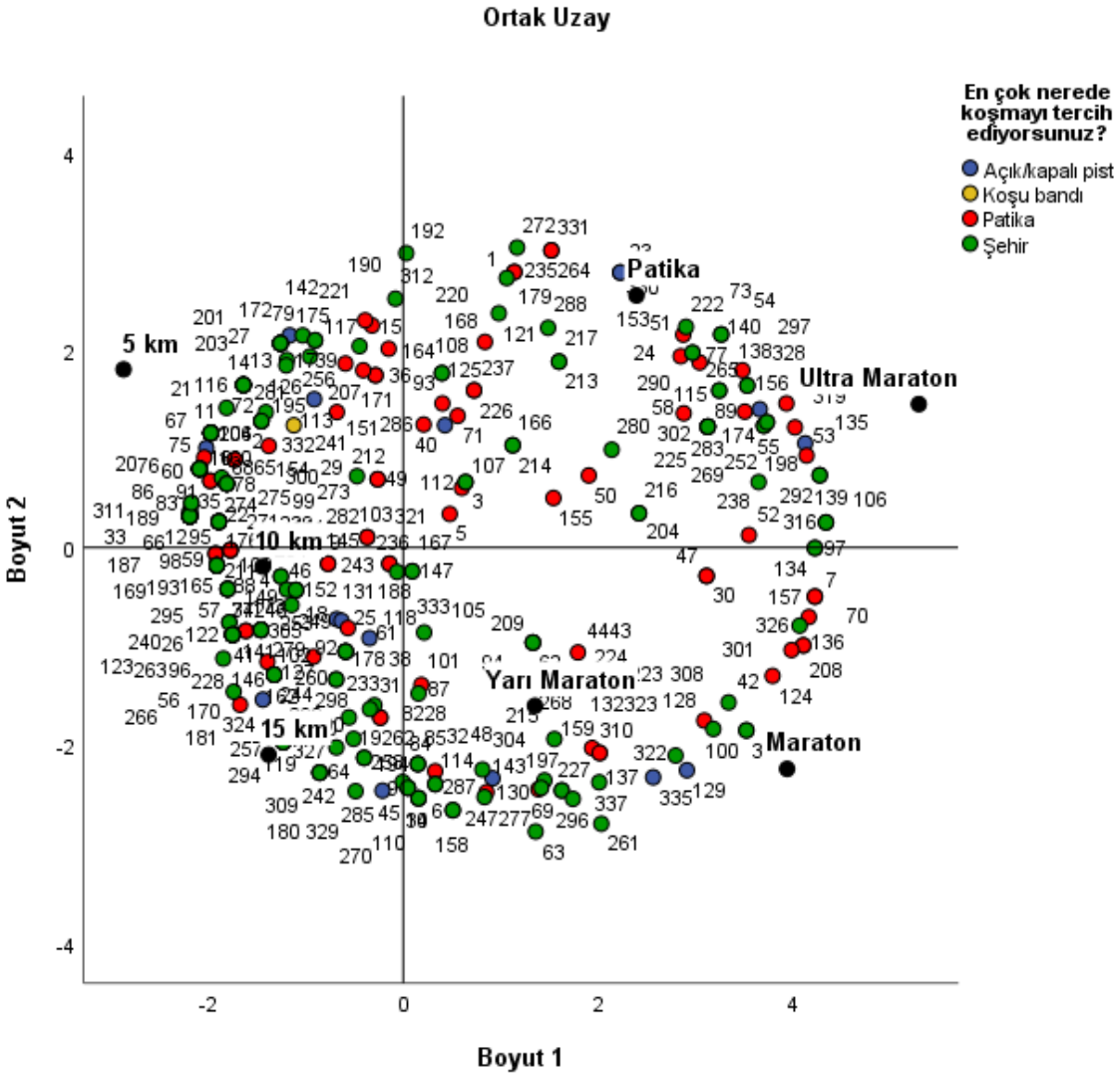
Prefscal algoritması ile elde edilen ideal nokta analizi sonucunda yarış türleri ve koşucuların yarış tercihleri cinsiyet değişkenine göre ortak uzayda iki boyutlu olarak elde edilmiştir. Mavi noktalar erkek koşucuların ideal noktalarını (178 kişi), kırmızı noktalar ise kadın koşucuların ideal noktalarını (162 kişi) göstermektedir. Kadın koşucular 5k, 10k ve 15k yarışlarını yoğun olarak tercih etmektedir. Ultra maraton yarışının etrafında kırmızı noktaların yani yine kadın koşucuların çoğunlukta olduğu görülmektedir. Erkek koşucular ise yarı maraton ve 15k yarışları etrafında

yoğunlaşmaktadır. Maraton yarışı neredeyse hem erkekler hem de kadınlar tarafından eşit derecede tercih edilen yarış türü olarak karşımıza çıkmaktadır.



Şekil 32: Yaş Gruplarına Göre Unfolding Uzayı

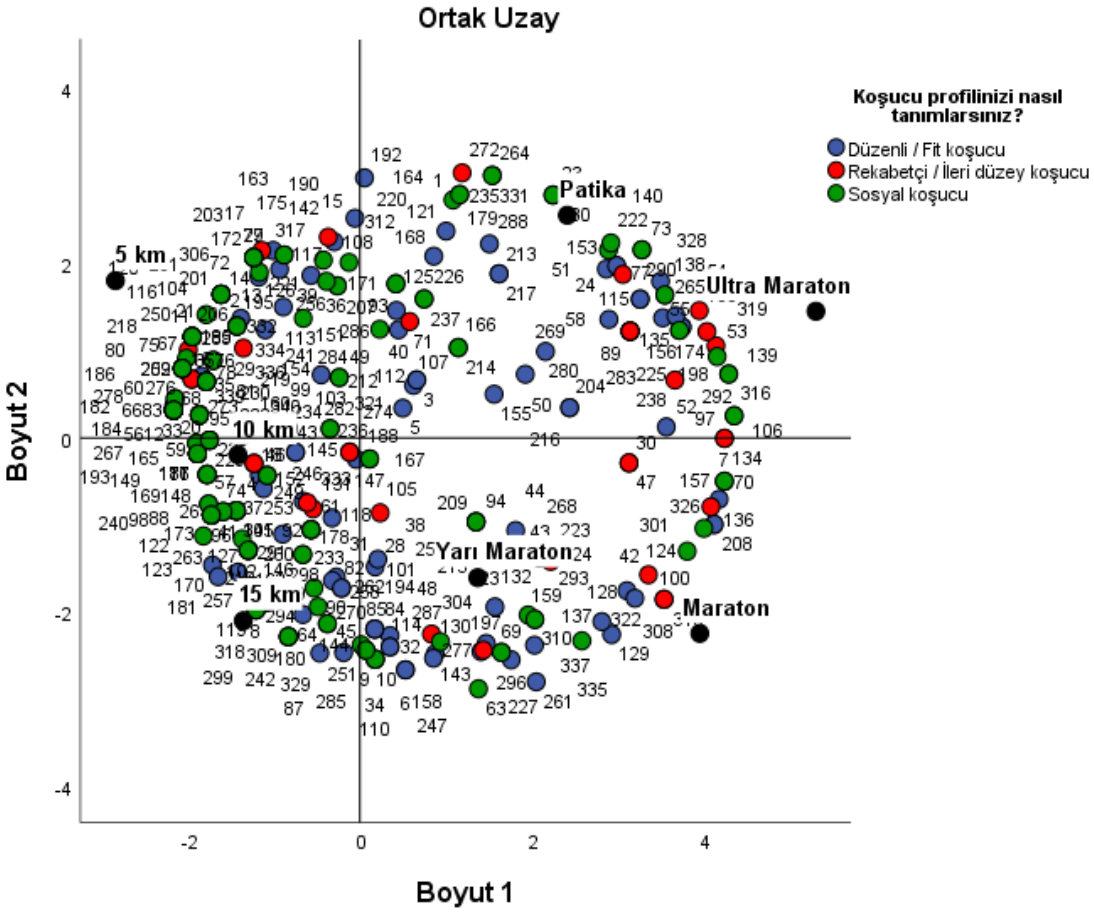
Yukarıda verilen şekilde ideal nokta analizi sonucunda yarış türleri ve koşucuların ideal noktaları yaş gruplarına göre ortak uzayda iki boyutlu olarak elde edilmiştir. 26-35 yaş aralığında yer alan koşucuların çoğunlukta olduğu ve bu koşucuların 10k ve 15k yarışlarını daha çok tercih ettiği görülmektedir. İdeal noktası ultra maraton ve maraton yarışlarına yakın konumlanan kişiler ise çoğunlukla 36-45 yaş aralığında yer almaktadır.



Şekil 33 : Koşucuların Koşmayı Tercih Ettikleri Yerlere Göre Unfolding Uzayı

Bir diğer harita koşucuların koşmak için tercih ettiği yerlere göre iki boyutlu olarak elde edilmiştir. Şekle baktığımızda koşucuların yoğun olarak şehirde koşmayı sevdikleri görülmektedir. Şehirde koşmayı sevenler özellikle yol yarışlarını tercih etmekte ve bu kişilerin ideal noktaları 5k, 10k, 15k ve yarı maraton yarışlarına yakın yer almaktadır. Bunun yanında şehirde koşan ancak ultra maraton yarışmayı seven kişiler de göze çarpmaktadır. Şehirden sonra koşucular en çok ormanda/patikada koşmayı

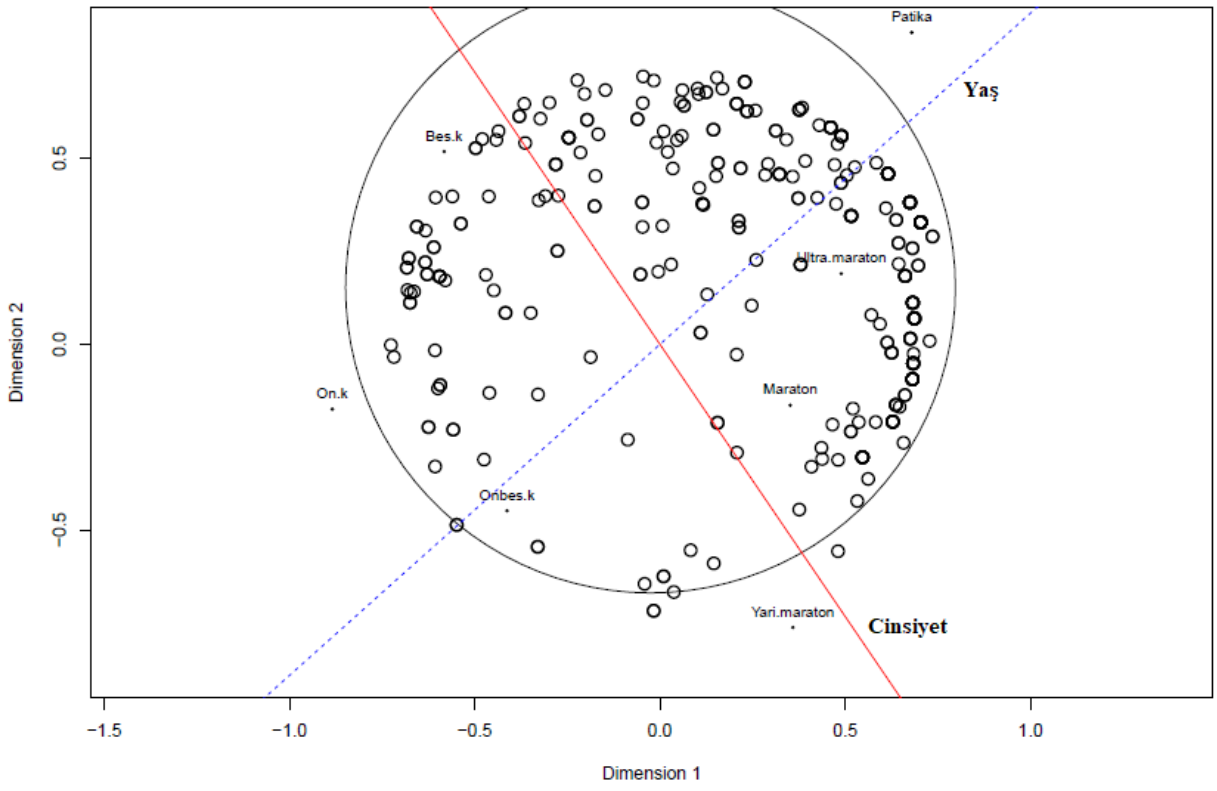
sevmektedir. Ormanda koşmayı sevenlerin yarış tercihinin biraz daha homojen bir dağılım gösterdiğini söylemek mümkündür. Bu kişiler hem yol yarışlarını hem de patika ve ultra maraton yarışlarını koşmayı tercih etmektedir.



Şekil 34: Koşucu Profiline Göre Unfolding Uzayı

Şekil 34'te ideal nokta analizi sonucunda yarış türleri ve koşucuların ideal noktaları koşucu profiline göre ortak uzayda iki boyutlu olarak elde edilmiştir. Şekilde yer alan koşucu profiline ilişkin noktalar incelendiğinde düzenli/fit koşucular ile sosyal koşucuların çoğunlukta olduğu görülmektedir. Sosyal koşucular en çok 5k, 10k ve 15k yarışlarını tercih ederken en az patika ve ultra maraton yarışlarını tercih etmektedir. Düzenli/fit koşucuların özellikle yarı maraton ve patika yarışlarını tercih ettikleri

görülmektedir. Rekabetçi/ileri düzey koşucular ise yarı maraton, maraton ve ultra maraton gibi daha uzun mesafede ve zorlu yarışları tercih etmektedir.



Şekil 35: Cinsiyet ve Yaş Değişkenlerine Göre Unfolding Uzayı

Ortaya çıkan unfolding çözümündeki ideal noktaların dağılımını daha yakından incelemek için cinsiyet ve yaş değişkenleri kullanılmıştır. Kesikli mavi doğru koşucuların yaşını temsil etmektedir. Koşucuların bu doğru üzerindeki projeksiyonları ile yaşları arasındaki korelasyon r = 0,45 olarak elde edilmiştir. Daha genç koşucular 10k ve 15k yarışlarını tercih ederken, yaş ilerledikçe ultra maraton ve patika yarışlarına doğru yönelmektedirler. Kırmızı doğru ise kadın ve erkek koşucuları birbirinden ayırmaktadır. Uygulanan welch t-testi sonucunda p-değeri=0,08445 olarak bulunmuş ve H_0 hipotezi reddedilememiştir. Sonuç olarak kadın ve erkek koşucuların tercih uzayındaki dağılımları istatistiksel olarak anlamlı değildir. Başka bir değişle cinsiyet değişkeninin tercihler üzerinde anlamlı bir etkisi bulunmamaktadır.

SONUÇ

ÇBÖ teknikleri, bir dizi nesne arasındaki uzaklıklar hakkındaki bilgiyi bu nesneleri temsil eden bir uzaysal gösterime dönüştüren istatistiksel tekniklerdir. Bu teknikler ile elde edilen algısal haritalar yalnızca nesnelerin birbirine olan benzerliği üzerinden elde edilmekte ve kişilerin tercihlerine ilişkin herhangi bir bilgi içermemektedir. Bu sebeple kişilerin tercihlerinin anlaşılmasına ve analizine yönelik çeşitli istatistiksel yöntemlerden yararlanılmaktadır. ÇBU Analizi, ÇBÖ Analizi'nin özel bir hali olup tercih sıralamasına ilişkin verilerin analizinde kullanılmaktadır.

Tercih ve benzerlikleri yargılama sürecinin altında yatan anlam aynı değildir. Çünkü bir bireyin bir tercih açısından nesneleri algılayışı, benzerlik açısından algılayışı ile farklı olabilmektedir. Belirli bir boyut iki nesne arasındaki farklılıkları tanımlamada çok yarar sağlayabilir ancak tercihin belirlenmesinde bir sonuç doğurmayabilir. Bu nedenle, iki nesne benzerlik temelli bir haritada birbirinden uzak algılanırken tercih tabanlı bir haritada yakın olabilmektedir. Buradaki hedef, algılanan nesne yapısı ile nesnelere karşı davranışsal tepkiler arasındaki ilişkileri anlamaktır.

Literatür incelendiğinde ÇBU Analizi'ne yönelik ülkemizde yapılan kapsamlı bir çalışmanın olmadığı görülmüştür. Bu sebeple tercih verilerini ve sıralamalarını analiz etmek için kullanılan yöntemlerden biri olan ÇBU Analizi, ÇBÖ Analizi çerçevesinde incelenmiş ve farklı bilgisayar programları kullanılarak koşucuların yarış tercihlerine yönelik yapılan anket çalışması sonucu elde edilen verilerin analizi yapılmıştır. ÇBÖ Analizi ile yarışların benzerliklerine ilişkin algısal harita elde edildikten sonra yarışlara ilişkin tercih verilerine ÇBU Analizi uygulanmıştır. Tutarlı ve dejenere olmayan sonuçlar elde etmek için dengeli bootstrap ve cezalı metrik olmayan Unfolding Analizi eşzamanlı olarak gerçekleştirilmiştir.

Smacof paketi kullanılarak elde edilen algısal harita, 10k ve 15k yarışlarının birbirlerine benzer algılandıklarını göstermektedir. Bu benzerliğin koşulan mesafe ve parkur ile ilişkili olduğunu söylemek mümkündür. Patika ve ultra maraton, benzerliği yüksek olan diğer yarış bir yarış çifti olarak karşımıza çıkmaktadır. Genellikle arazilerde

(orman/dağ/kır) koşulan bu yarışların benzer algılanmaları, yarışın koşulduğu parkurdan kaynaklanmaktadır. Patika ve ultra maraton yarışları aynı zamanda mesafe açısından da benzer algılanmaktadır. Burada dikkat çeken önemli bir nokta, patika yarışının mesafe açısından yüksek algılanmış olmasıdır. Fakat gerçekte patika koşuları bir çok farklı mesafede düzenlenmekte ve bu mesafeler, 4 km'den 160 km'nin üstüne kadar değişiklik göstermektedir. Sonuç olarak, koşucuların mesafe açısından patika yarışını ultra maratona benzer algıladığı ortaya konulmuştur. 15k ve yarı maraton yarışları ise uzun mesafe yol yarışları olmaları açısından benzer algılanmaktadır. Sonuç olarak koşucular yarışlara ilişkin benzerlikleri birinci boyutta mesafe ve ikinci boyutta parkur değişkenlerine göre belirlemiştir.

Yalnızca tercih verisinin kullanıldığı içsel Unfolding Analizi sonucunda elde edilen nokta konfigürasyonunun, ÇBÖ Analizi sonucu elde edilen nokta konfigürasyonundan farklı olduğu belirlenmiştir. Algısal haritada patika, ultra maraton ve maraton benzer algılanırken, tercih haritasında patika ile ultra maraton yakın algılanmakta ve maraton yarışı bu kümeye uzak konumlanmaktadır. Yine algısal uzayda yarı maraton, 10k ve 15k ya yakın iken, tercih haritasında maratona yakındır. Kişiler çeşitli uyarıcılara ilişkin tercih ve benzerlikleri yargılarken farklı boyutlardan yararlanmışlardır.

ÇBU Analizi ile elde edilen tercih haritasının boyutlarını belirlemek ve eksenlere anlamlı isimler verebilmek için Profit Analizi uygulanmıştır. Yarış türleri ve yarışlara ilişkin çeşitli nitelikler ortak uzayda birlikte değerlendirilmiştir. Analiz sonuçlarına göre koşucuların tercihlerini dayanıklılık ve parkur boyutlarına göre yaptıkları belirlenmiştir.

Profit Analizi sonucu ortak uzayda yer alan nitelik vektörlerine bakıldığında sakatlık riskinin bir yarışı tercih ederken önemli bir kriter olduğu ve özellikle maraton tercihini yüksek oranda etkilediği görülmüştür. Mesafe arttıkça dayanıklılık faktörü ile hazırlık sürecinin zorlaşması yarış tercihini etkilemekte ve koşucular ultra maraton yarışını bu nitelikler açısından önemli bulmaktadır.

ÇBÖ Analizi ile benzerlik yargılarının altında yatan boyutlar incelendiğinde mesafe niteliğinin önemli bir etkisi olduğu ve koşucuların yarış çiftlerine ilişkin benzerlikleri öncelikli olarak bu boyuta göre değerlendirdikleri görülmüştür. Ancak ÇBU Analizi sonucunda yarış türlerine ilişkin algılardan ziyade tercihler incelendiğinde mesafenin öneminin oldukça düşük olduğu dikkat çekici bir sonuç olarak karşımıza çıkmıştır. Özetle koşucuların yarış benzerliklerini ve bu yarışlara ilişkin tercihlerini belirlerken farklı kriterler kullandıkları ortaya konulmuş ve algısal haritada önemli olan bir boyutun tercih haritası için önemli olmadığı belirlenmiştir.

ÇBU Analizi pazar araştırmacıları için önemli bir istatistiksel araç olarak görülmektedir. Elde edilen uzaysal haritalar çeşitli tercih alternatifleri arasındaki benzerlik veya farklılıklar hakkında bilgi vermektedir. Ayrıca bu haritalar tercihlerin, farklı kişi kümeleri tarafından ifade edilen ihtiyaçlar doğrultusunda yapıldığını göstermektedir. Özellikle kişilerin yoğun olarak yer aldığı alanlarda konumlanan tercih alternatiflerinin neler olduğunun bilinmesi pazar araştırmacılarına önemli bilgiler vermektedir. Bunun yanında duyusal özelliklerin tüketici beğenisine olan etkisini anlamak için kullanılan tercih haritaları, ürünler arasında farklılık yaratan bileşenlerin ve ürün/tüketici segmentasyonunun belirlenmesi açısından etkili sonuçlar sunmaktadır.

EKLER

EK-1: Anket Formu

Değerli Katılımcı,

Bu anket formu, Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı'nda Prof. Dr. Dilek Altaş danışmanlığında yürütülmekte olan doktora tez çalışması için hazırlanmıştır. Çalışmanın amacı amatör koşucuların yarış türleri ve mesafeleri ile ilgili görüş ve düşüncelerini ortaya koymaktır. Ankette bulunan sorulara vereceğiniz cevaplar tarafımızca saklı tutulacak ve tamamen bilimsel amaçlı olarak kullanılacaktır.

Değerli katkılarınız için şimdiden teşekkür ederim.

Hande KANDUR

kandurhande@gmail.com

1. Koşmayı düşündüğünüz bir yarışa karar verirken aşağıda belirtilen özelliklerden her biri sizin için ne kadar önemlidir?

	Çok Önemsiz						**Çok Önemli**
	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

10. Yarış takvimi ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐

Her yarış için ayrı ayrı düşündüğünüzde, bir yarışı tercih ederken aşağıda belirtilen özelliklerden her biri sizin için ne kadar önemlidir? **Lütfen, belirtilen yarış mesafesini koşmamış olsanız bile, o yarış türünün özelliklerine ilişkin duygunuzu/düşüncenizi gözeterek cevap veriniz. Patika yarışını her türlü mesafede koşulan orman/kır/arazi koşusu olacak şekilde değerlendiriniz.**

5k	**Çok Önemsiz**						**Çok Önemli**
	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

10k							
1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

15k							
1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Yarı Maraton

1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Maraton

1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Ultra Maraton

1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

Patika Koşusu

1. Mesafe	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
2. Parkur	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
3. Sakatlık riski	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
4. Hazırlık süreci	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5. Ekipman gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
6. Dayanıklılık gerektirmesi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
7. Maliyet	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
8. Organizasyon	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
9. Ulaşım	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10. Yarış takvimi	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

2. Aşağıda yer alan yarışların birbirlerine genel anlamda benzerliklerini uygun rakamı işaretleyerek değerlendiriniz. **Lütfen patika yarışını her türlü mesafede koşulan orman/kır/arazi koşusu olacak şekilde değerlendiriniz.**

	Hiç Benzemiyor						**Çok Benziyor**
	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
5 km – 10km	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5 km – 15km	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5 km – Yarı Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5 km – Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5 km – Ultra Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
5 km – Patika Koşusu	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10 km – 15 km	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10 km – Yarı Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10 km – Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10 km – Ultra Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
10 km – Patika Koşusu	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
15 km – Yarı Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
15 km – Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
15 km – Ultra Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
15 km – Patika Koşusu	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Yarı maraton – Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Yarı maraton – Ultra maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Yarı maraton – Patika Koşusu	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Maraton – Ultra Maraton	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Maraton – Patika Koşusu	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Ultra maraton – Patika Koşusu	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

3. Lütfen aşağıdaki yarışları en çok tercih ettiğiniz yarış türünün yanına 1, ikinci en çok tercih ettiğiniz yarış türünün yanına 2, vb. işaretleyerek yarış türlerini 1'den 7'ye kadar sıralayınız. (Koşmamış olsanız bile verilen yarışları tercih sırasına göre sıralayın).

5 km _____
10 km _____
15 km _____
Yarı maraton _____
Maraton _____
Ultra Maraton _____
Patika Koşusu _____

4. Ne kadar zamandır koşuyorsunuz? …….. yıl

5. Son bir yılda kaç adet yarışa katıldınız? ……

6. Haftada kaç gün koşuyorsunuz? ……..

7. Haftada ortalama kaç saat koşuyorsunuz? …….

8. Haftada ortalama kaç kilometre koşuyorsunuz? ……..

9. En çok nerede koşmayı tercih ediyorsunuz? (Tek bir seçenek işaretleyiniz)

Şehir ( ) Koşu bandı ( ) Açık/kapalı pist ( ) Orman ( )

10. Koşucu profilinizi nasıl tanımlarsınız? (Tek bir seçenek işaretleyiniz)

Sosyal koşucu (Jogger) ( )
Düzenli / Fit koşucu ( )
Rekabetçi / İleri düzey koşucu ( )

11. Bugüne kadar koştuğunuz en uzun mesafe nedir? ……

12. Bugüne kadar koştuğunuz yarış mesafeleri nedir? ……

13. Koşmak için öncelikli motivasyonunuz nedir? (Birden çok seçenek işaretleyebilirsiniz)

Sağlıklı olmak ( ) Formda kalmak ( ) Kilo vermek ( )

Stressten uzaklaşmak ( ) Kendimle kalmak ( ) Yarışlara katılmak ( )

Koyduğum bir hedefe ulaşmak ( ) Sosyalleşmek ( ) Eğlenmek ( )

14. Cinsiyetiniz: Kadın ( ) Erkek ( )

15. Yaşınız: ……..

16. Medeni Durumunuz: Evli ( ) Bekar ( )

17. Mesleğiniz: …….

18. Geliriniz: 1.000TL'den az ( ) 1.001-2.000TL ( ) 2.001-3.000TL ( ) 3.001-4.000TL ( ) 4.000TL'den fazla ( )

19. Eğitim durumunuz nedir?

İlköğretim ( )
Lise ( )
Önlisans ( )
Lisans ( )
Yüksek Lisans ( )
Doktora ( )

Teşekkürler.

EK-2: Metrik Olmayan Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi İçin Kullanılan "R" Program Kodları

```
## Read CSV file

>read.table("C:/Users/hande/Desktop/RDATA/racemds.csv",  header=TRUE , sep = ",")

>racemds<-    read.table("C:/Users/hande/Desktop/RDATA/racemds.csv", header=TRUE , sep = ",")

 rownames(racemds)=racemds[,1]

 racemds=racemds[,-1]

 racemds=as.matrix(racemds)

## simple SMACOF solution (ordinal MDS) for mds data

library(smacof)

res <- mds(racemds, ndim = 2, type = "ordinal", ties = "secondary")

res

summary(res)

plot(res)

plot(res, plot.type = "stressplot")

plot(res, plot.type = "bubbleplot")

## MDS with 20 random starts

fitclas <- mds(racemds)

fitclas$stress

stressvec <- NULL

set.seed(123)

for(i in 1:20) {fitran <- mds(racemds, init = "random") stressvec[i] <- fitran$stress}

Stressvec
```

```
## Stress calculation for random dissimilarities

stressvec <- randomstress(n = 7, ndim = 2, nrep = 500)

mean(stressvec)

fit <- mds(racemds)

fit$stress

## Permuting the dissimilarity matrix

set.seed(1234)

res.perm <- permtest(fit, nrep = 1000, verbose = FALSE)

res.perm

plot(res.perm)

op <- par(mfrow = c(1,2))

hist(res.perm$stressvec, xlab = "Stress Values", main = "Histogram
Permutations")

abline(v = quantile(res.perm$stressvec, c(0.025, 0.975)), col =
"gray")

abline(v = fit$stress, col = "red", lwd = 2)

plot(res.perm)

par(op)
```

EK-3: Unfolding Analizi İçin Kullanılan “R” Program Kodları

```
## Row/column stressplots for unfolding

library(smacof)

res <- unfolding(race, type = "ordinal", conditionality = "row",
lambda=0.1, omega =20, itmax = 3000)

res

plot(res, "stressplot")

## Unfolding permutation

res.unfolding <- unfolding(race, itmax = 5000, ndim = 2)

res.perm <- permtest(res.unfolding, nrep = 500, method.dat = "rows")

res.perm

plot(res.perm)
```

KAYNAKÇA

Kitaplar

Blalock, Hubert M., (Ed.). **Measurements in the Social Sciences: Theories and Strategies.** AldineTransaction, 1974.

Borg, Ingwer ve Patrick JF Groenen. **Modern Multidimensional Scaling: Theory and Applications**. Springer Science & Business Media, 2005.

Borg, Ingwer, Patrick JF Groenen ve Patrick Mair. **Applied Multidimensional Scaling and Unfolding**. New York, NY: Springer, 2018.

Carmone, Frank ve E Green, Paul. **Multidimensional Scaling and Related Techniques in Marketing Analysis**. 1970.

Coombs, Clyde H. **A Theory of Data**. 1964.

Cox, Trevor F. ve Michael AA Cox. **Multidimensional Scaling**. Chapman&Hall, London, UK. 1994.

Çilingirtürk, Ahmet Mete. **İstatistiksel Karar Almada Veri Analizi**. Seçkin Yayıncılık, 2011.

Davison, Mark L. **Multidimensional Scaling.**Wiley, New York, 1983.

De Soete, Geert, Hubert Feger ve Karl C. Klauer, (Ed.). **New Developments in Psychological Choice Modeling**. Vol. 60. Elsevier, 1989.

Ghiselli, Edwin Ernest, John Paul Campbell ve Sheldon Zedeck. **Measurement Theory For The Behavioral Sciences.** WH Freeman, 1981.

Gifi, Albert. **Nonlinear Multivariate Analysis**. Wiley, 1990.

Green, Paul E., Frank J. Carmone ve Scott M. Smith. **Multidimensional Scaling: Concepts and Applications.** Allyn and Bacon. 1989.

Green, Paul E. ve Vithala R. Rao. **Applied Multidimensional Scaling**. 1972.

Green, Paul E., Yoram Wind ve J. Douglas Carroll. **Multiattribute Decisions in Marketing: A Measurement Approach.** Vol. 973. Hinsdale, IL: Dryden Press, 1973.

Green, Paul E. ve Donald S. Tull. **Research For Marketing Decisions** (3rd ed). Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J. 1975.

Hair, Joseph F., Rolph E.Anderson, Ronald L.Tatham ve William C.Black. **Multivariate Data Analysis**. 5.Edition. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

Hair, Joseph F., Rolph E.Anderson, Ronald L.Tatham ve William C.Black. **Black (1995), Multivariate Data Analysis With Readings.** New Jersy: Prentice Hall, 1995.

Kruskal, Joseph B. ve Myron Wish. **Multidimensional Scaling**. Vol. 11. Sage, 1978.

Lilien, Gary L. ve Arvind Rangaswamy. **Marketing Engineering: Computer-Assisted Marketing Analysis and Planning.** DecisionPro, 2004.

Lilien, Gary L., Arvind Rangaswamy ve De Bruyn. **Principles Of Marketing Engineering**. Arnaud & Mary Jean and Frank P. Smeal College of Business Administration. Institute for the Study of Business Markets.. Trafford Publishing, [Victoria, B.C.], 2007.

Malhotra, Naresh K. **Marketing Research**. 4E. Prentice Hall, 2005.

Majumdar, Ramanuj. **Marketing Research-Text, Applications and Case Studies**. New Age International, 2007.

Marks, Lawrence E. ve George A. Gescheider. **Psychophysical Scaling**. Stevens' Handbook of Experimental Psychology, 2002.

McIver, John, and Edward G. Carmines. **Unidimensional Scaling**. Vol. 24. Sage, 1981.

Nunnally Jr, Jum C. **Introduction To Psychological Measurement**. 1970.

Torgerson, Warren S. **Theory and Methods Of Scaling**. 1958.

Tull, Donald S. ve Del I. Hawkins. **Marketing Research: Measurement and Method: A Text With Cases**. Macmillan, 1984.

Turgut, M. Fuat, ve Yaşar Baykul. **Ölçekleme Teknikleri**. 1992.

Wierenga, Berend, Aad van Tilburg, Klaus Günter Grunert, Jan-Benedict EM Steenkamp, ve Michel Wedel, (Ed.). **Agricultural Marketing And Consumer Behavior in A Changing World.** Springer Science & Business Media, 2012.

Zikmund, William G., Barry J. Babin, Jon C. Carr, ve Mitch Griffin. **Business Research Methods**. Cengage Learning, 2013.

Süreli Yayınlar & Makaleler & Bildiriler & İnternet Kaynakları

Akküçük, Ulaş. "Bir Çok Boyutlu Ölçekleme Tekniği Olarak Torgersen Ölçekleme Yöntemi ve Temel Bileşenler Analizi İle Karşılaştırması." Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, No:25, 2015, s.311-322. http://dergipark.gov.tr/dpusbe/issue/4767/65567 (13 Eylül 2017).

Alkurt, Zafer. "Sportif Eğitimlerin Fiziksel ve Sportif Gelişime Etkisi." Savunma Bilimleri Dergisi 11, No.2, 2012, s.149-158. http://www.kho.edu.tr/akademik/enstitu/Alp_SAVBEN_dergi/112/Makale5.pdf (25 Temmuz 2017).

Altaş, Dilek ve Ayşe Akyol, "Şarap Sektöründe Tüketici Bakış Açısıyla Marka Tercihi ve Konumlandırmasının Çok Boyutlu Ölçekleme İle Analizi", 19. Ulusal Pazarlama Kongresi, 2014. http://pazarlama.org.tr/uploads/files/upk19.pdf (26 Mart 2016).

Alvo, Mayer ve Philip L. H. Yu. "Exploratory Analysis Of Ranking Data." In Statistical Methods for Ranking Data, Springer, New York, NY, 2014, s.7-21. https://www.researchgate.net/publication/312709580_Exploratory_Analysis_of_Ranking_Data (16 Mayıs 2016).

Anıl, Duygu ve Neşe Güler. "İkili Karşılatırma Yöntemi İle Ölçekleme Çalışmasına Bir Örnek." Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi 30, No.30, 2006. http://dergipark.gov.tr/download/article-file/87655 (03 Mayıs 2017).

Arce, Constantino ve Tomy Garling. "Multidimensional Scaling." Anuario de psicología/The UB Journal of psychology 43, 1989, s.63-80. https://www.researchgate.net/publication/39108498_Multidimensional_scaling (21 Haziran 2016).

Atletizm'de Koşular, http://sporakademisi.com/atletizmde-kosular/, (02 Mart 2018).

Axelsen, Megan ve Richard NS Robinson. "Race Around The World: Identifying a Research Agenda For The Distance Runner." Annals of Leisure Research 12, No.2, 2009, s.236-257. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/11745398.2009.9686820 (12 Şubat 2018).

Bakker, Ryan ve Keith T. Poole. "Bayesian Metric Multidimensional Scaling." Political analysis 21, No.1, 2013, s.125-140. https://legacy.voteview.com/pdf/Bakker-Poole_Bayesian_MDS.pdf (27 Nisan 2016).

Bendixen, Mike. "A Practical Guide To The Use Of Correspondence Analysis in Marketing Research." Marketing Research On-Line 1, No.1, 1996, s.16-36. http://marketing-bulletin.massey.ac.nz/V14/MB_V14_T2_Bendixen.pdf (21 Ocak 2017).

Bennett, Joseph F. ve William L. Hays. "Multidimensional Unfolding: Determining The Dimensionality Of Ranked Preference Data." Psychometrika 25, No.1, 1960, s.27-43. https://deepblue.lib.umich.edu/bitstream/handle/2027.42/45705/11336_2005_Article_BF02288932.pdf?sequence=1&isAllowed=y (17 Kasım 2017).

Bond, Katherine A. ve Joanne Batey. "Running For Their Lives: A Qualitative Analysis Of The Exercise Experience Of Female Recreational Runners." Women in Sport and Physical Activity Journal 14, no. 2, 2005, s.69-82. https://www.researchgate.net/publication/306053325_Running_for_Their_Lives_A_Qualitative_Analysis_of_the_Exercise_Experience_of_Female_Recreational_Runners (24 Şubat 2017).

Bonn, Gregory ve Romin W. Tafarodi. "Visualizing The Good Life: A Cross-Cultural Analysis." Journal of Happiness Studies 14, No.6, 2013, s.1839-1856. http://psycnet.apa.org/record/2013-00745-001 (17 Aralık 2016).

Bonnette, Randy, Morgan C. Smith III, Frank Spaniol, Liette Ocker ve Don Melrose. "The Effect Of Music Listening On Running Performance and Rating Of Perceived Exertion Of College Students." The Sport Journal 14, No.1, 2011. https://www.researchgate.net/publication/260834955_The_Effect_Of_Music_Listening_On_Running_Performance_And_Rating_Of_Perceived_Exertion_Of_College_Students (27 Kasım 2017).

Borg, Ingwer ve Patrick Mair. "The Choice Of Initial Configurations in Multidimensional Scaling: Local Minima, Fit, and Interpretability." Austrian Journal of Statistics 46, No.2, 2017, s.19-32. https://www.researchgate.net/publication/305303417_The_Choice_of_Initial_Configurations_in_Multidimensional_Scaling_Local_Minima_Fit_and_Interpretability (25 Nisan 2018).

Busing, F.M.T.A, Patrick JK Groenen ve Willem J. Heiser. "Avoiding Degeneracy in Multidimensional Unfolding By Penalizing On The Coefficient Of Variation." Psychometrika 70, No.1, 2005, s.71-98. https://link.springer.com/article/10.1007/s11336-001-0908-1 (18 Eylül 2017).

Busing, F.M.T.A. "Avoiding Degeneracy in Metric Unfolding By Penalizing The Intercept." British Journal of Mathematical and Statistical Psychology 59, No.2, 2006, s.419-427. https://pdfs.semanticscholar.org/1967/89a650700acd11ad84beb6fdfa025bc3e53a.pdf (18 Eylül 2017).

Busing, F.M.T.A ve Mark De Rooij. "Unfolding Incomplete Data: Guidelines For Unfolding Row-Conditional Rank Order Data With Random Missings." Journal of classification 26, No.3, 2009, s.329-360. http://www.markderooij.info/PDF/JoC2009_Busing_DeRooij.pdf (29 Ekim 2016).

Carroll, J. Douglas ve Paul E. Green. "Psychometric Methods In Marketing Research: Part II, Multidimensional Scaling." Journal of Marketing Research 34, No.2, 1997, s.193-204. http://psycnet.apa.org/record/1997-04414-001 (09 Mart 2016).

Carroll, J. Douglas ve Phipps Arabie. "Multidimensional Scaling."Annual Review of Psychology 31, No.1, 1980, s.607-649. http://cda.psych.uiuc.edu/mds_509_2013/readings/carroll_arabie_annual_review.pdf (23 Mayıs 2016).

Carroll, J. Douglas ve M. Wish. "Multidimensional Scaling: Models, Methods, and Relations to Delphi." 2002. https://pdfs.semanticscholar.org/9d34/1fdeb694e9b503e898100f64252f131f8c24.pdf (24 Mayıs 2016).

Coombs, Clyde H. "Psychological Scaling Without A Unit Of Measurement." Psychological Review 57, No.3, 1950, s.145. http://psycnet.apa.org/buy/1951-00045-001 (14 Nisan 2015).

Cooper, Lee G. "A Review of Multidimensional Scaling in Marketing Research." Applied Psychological Measurement 7, No.4, 1983, s.427-450. http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/014662168300700404 (02 Mayıs 2015).

Curini, Luigi. "Experts' Political Preferences and Their Impact On Ideological Bias: An Unfolding Analysis Based On a Benoit-Laver Expert Survey." Party Politics 16, No.3, 2009, s.1-23. http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1354068809341051 (25 Eylül 2016).

De Leeuw, Jan. "Multidimensional Scaling and Unfolding.", 2005. https://pdfs.semanticscholar.org/2df6/cf86a157406ea2b40c8f75bb79c88ec6ad6d.pdf (12 Aralık 2015).

De Leeuw, Jan. "On Degenerate Nonmetric Unfolding Solutions.", 2006. https://pdfs.semanticscholar.org/1336/5b1ef515cc0396a917d5a0267a122f20ef0f.pdf (03 Mayıs 2016).

De Leeuw, Jan ve Willem Heiser. "Theory Of Multidimensional Scaling." Handbook of statistics 2, 1982, s.285-316. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169716182020161 (12 Haziran 2016).

DeSarbo, Wayne S. ve Vithala R. Rao. "GENFOLD2: A Set Of Models and Algorithms For The General Unfolding Analysis Of Preference/Dominance Data." Journal of Classification 1, No.1, 1984, s.147-186. https://link.springer.com/article/10.1007/BF01890122 (17 Haziran 2016).

DeSarbo, Wayne S. ve J. Douglas Carroll. "Three-Way Metric Unfolding Via Alternating Weighted Least Squares." Psychometrika 50, No.3, 1985, s.275-300. https://www.researchgate.net/publication/275032352_Three-Way_Metric_Unfolding (26 Temmuz 2017).

DeSarbo, Wayne S., Geert De Soete ve Jehoshua Eliashberg. "A New Stochastic Multidimensional Unfolding Model For The Investigation Of Paired Comparison Consumer Preference/Choice Data." Journal of Economic Psychology 8, No.3, 1987, s.357-384. https://www.researchgate.net/publication/223073930_A_new_stochastic_multidimensional_unfolding_model_for_the_investigation_of_paired_comparison_consumer_preferencechoice_data (28 Temmuz 2017).

DeSarbo, Wayne S. ve Donna L. Hoffman. "Constructing MDS Joint Spaces From Binary Choice Data: A Multidimensional Unfolding Threshold Model For Marketing Research." Journal of Marketing Research, 1987, s.40-54. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2784430 (13 Mayıs 2017).

DeSarbo, Wayne S., Martin R. Young ve Arvind Rangaswamy. "A Parametric Multidimensional Unfolding Procedure For Incomplete Nonmetric Preference/Choice Set Data In Marketing Research." Journal of Marketing Research, 1997, s.499-516. https://www.researchgate.net/publication/271778334_A_Parametric_Multidimensional_Unfolding_Procedure_for_Incomplete_Nonmetric_PreferenceChoice_Set_Data_in_Marketing_Research (08 Aralık 2016).

DeSarbo, Wayne S. "A Spatial Multidimensional Unfolding Choice Model For Examining The Heterogeneous Expressions Of Sports Fan Avidity." Journal of Quantitative Analysis in Sports 6, No.2, 2010. https://www.researchgate.net/publication/46554918_A_Spatial_Multidimensional_Unfolding_Choice_Model_for_Examining_the_Heterogeneous_Expressions_of_Sports_Fan_Avidity (19 Ekim 2017).

DeSarbo, Wayne S. ve Sunghoon Kim. "A Review Of The Major Multidimensional Scaling Models For The Analysis Of Preference/Dominance Data In Marketing." In Quantitative Modelling in Marketing and Management, 2013, s.3-25. https://www.researchgate.net/profile/Wayne_Desarbo/publication/275033638_A_Review_of_the_Major_Multidimensional_Scaling_Models_for_the_Analysis_of_PreferenceDominance_Data_in_Marketing/links/5706afaa08aed73c8548a350/A-Review-of-the-Major-Multidimensional-Scaling-Models-for-the-Analysis-of-Preference-Dominance-Data-in-Marketing.pdf?origin=publication_detail (15 Ekim 2017).

De Soete, Geert ve Willem J. Heiser. "A Latent Class Unfolding Model For Analyzing Single Stimulus Preference Ratings." Psychometrika 58, No.4, 1993, s.545-565. https://link.springer.com/article/10.1007/BF02294826 (16 Mayıs 2016).

Doppelmayr, Michael ve Molkenthin, A. “Motivation Of Participants in Adventure Ultramarathons Compared To Other Foot Races”. Biology of Sport, 21(4), 2004, s.319-323. https://www.researchgate.net/publication/290528366_Motivation_of_participants_in_adventure_ultramarathons_compared_to_other_foot_races (26 Kasım 2017).

Everaert, Tom. "Beyond Our Means? A Multivariate Perspective On Implicit Measures.",2016. https://lib.ugent.be/fulltxt/RUG01/002/304/373/RUG01-002304373_2016_0001_AC.pdf (02 Şubat 2018).

Garland, Ron. "A Comparison Of Three Forms Of The Semantic Differential." Marketing Bulletin 1, No.1, 1990, s.19-24. http://marketing-bulletin.massey.ac.nz/V1/MB_V1_A4_Garland.pdf (17 Mayıs 2017).

Getz, Donald ve Aaron McConnell. "Comparing Trail Runners and Mountain Bikers: Motivation, Involvement, Portfolios, And Event-Tourist Careers." In Journal of Convention & Event Tourism, Vol.15, No.1, s.69-100. Taylor & Francis Group, 2014. https://www.researchgate.net/publication/272121733_Comparing_Trail_Runners_and_Mountain_Bikers_Motivation_Involvement_Portfolios_and_Event-Tourist_Careers (02 Ekim 2017).

Giguère, Gyslain. "Collecting and Analyzing Data in Multidimensional Scaling Experiments: A Guide For Psychologists Using SPSS." Tutorials in Quantitative Methods for Psychology 2, No. 1, 2006, s.27-38. http://www.tqmp.org/RegularArticles/vol02-1/p026/p026.pdf (12 Ekim 2015).

Golledge, Reginald G. ve Gerard Rushton. "Multidimensional Scaling: Review and Geographical Applications" Technical Paper No.10, 1972. https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED110362.pdf (27 Eylül 2016).

Grand'Maison, Karine. "What Mental Skills Ironman Triathletes Need and Want." Journal of Excellence 10, No.1, 2004, s.86-94. http://www.zoneofexcellence.ca/Journal/Issue10/Mental_Skills_Ironman_Triathletes.pdf (22 Şubat 2018).

Green, Paul E., ve Frank J. Carmone. "Multidimensional Scaling: An Introduction and Comparison Of Nonmetric Unfolding Techniques." Journal of Marketing Research, 1969, s.330-341. https://www.jstor.org/stable/3150139?seq=1#page_scan_tab_contents (10 Eylül 2016).

Groenen, Patrick ve Michel van de Velden. "Multidimensional Scaling". Econometric Institute Report EI 2004-15.", Erasmus University Rotterdam, 2004. https://repub.eur.nl/pub/1274/ (09 Kasım 2017).

Harris, Mary B. "Runners' Perceptions Of The Benefits Of Running." Perceptual and Motor Skills 52, No.1, 1981, s.153-154. http://journals.sagepub.com/doi/10.2466/pms.1981.52.1.153 (05 Ocak 2018).

Hawkins, Del I., Gerald Albaum ve Roger Best. "Stapel Scale or Semantic Differential in Marketing Research?." Journal of Marketing Research 11, No.3, 1974, s.318-322. https://www.jstor.org/stable/3151152?seq=1#page_scan_tab_contents (15 Eylül 2015).

Hauser, John R., ve Frank S. Koppelman. "Alternative Perceptual Mapping Techniques: Relative Accuracy and Usefulness." Journal of marketing Research, 1979, s.495-506. http://web.mit.edu/hauser/www/Papers/Alternative_Perceptual_Mapping_Techniques.pdf (27 Mayıs 2016).

Heiser, Willem. J., ve J. De Leeuw. "Multidimensional Mapping Of Preference Data." Math. Sci. Hum 19, 1981, s.39-96. http://www.numdam.org/article/MSH_1981__73__39_0.pdf (26 Mayıs 2016).

Heiser, Willem J. "Order Invariant Unfolding Analysis Under Smoothness Restrictions." In Advances in psychology, vol. 60, s. 3-31. North-Holland, 1989. https://www.researchgate.net/publication/284767865_Order_Invariant_Unfolding_Analysis_Under_Smoothness_Restrictions (18 Aralık 2017).

Heiser, Willem. J. ve F.M.T.A. Busing. "Multidimensional Scaling and Unfolding Of Symmetric And Asymmetric Proximity Relations." Handbook of Quantitative Methodology for the Social Sciences, 2004, s.25-48. http://methods.sagepub.com/book/the-sage-handbook-of-quantitative-methodology-for-the-social-sciences/n2.xml (22 Ocak 2016).

Hoffman, Donna L. ve George R. Franke. "Correspondence Analysis: Graphical Representation Of Categorical Data in Marketing Research." Journal of Marketing Research, 1986, s.213-227. https://www.academia.edu/2611194/Correspondence_analysis_graphical_representation_of_categorical_data_in_marketing_research (19 Kasım 2016).

Hundert, Marcin. "Advantages and Disadvantages of the Use of Conjoint Analysis in Consumer Preferences Research." 2009. http://dspace.uni.lodz.pl:8080/xmlui/bitstream/handle/11089/7218/Folia%20Oeconomica%20228%202009%20328-338.pdf?sequence=1 (21 Kasım 2016).

Johnson, Richard M. "Product Mapping With Perceptions and Preferences." In Sawtooth Software Conference. 1998. https://pdfs.semanticscholar.org/d976/21dd0cc6ccb0670c9e64cf2dd8f346aa518d.pdf (07 Eylül 2016).

Kan, Adnan. "Psikolojik Değişkenleri Ölçmek İçin Kullanılan Ölçekleme Yaklaşımları Üzerine Bir Karşılaştırma." Eğitimde Kuram ve Uygulama 4, No.1, 2008, s.2-18. http://dergipark.gov.tr/download/article-file/63249 (24 Mart 2016).

Kim, Chulwan, Arvind Rangaswamy ve Wayne S. DeSarbo. "A Quasi-Metric Approach To Multidimensional Unfolding For Reducing The Occurrence Of Degenerate Solutions." Multivariate Behavioral Research 34, No.2, 1999, s.143-180. https://www.semanticscholar.org/paper/A-Quasi-Metric-Approach-to-Multidimensional-for-the-Kim-Rangaswamy/cf5d5e2e54425f15809018456de77c596e321536 (21 Nisan 2016).

Knowles, Ian L. "New Product Concept Generation With Multidimensional Scaling and Unfolding.” A Micro-Feature Approach." 1992. https://scholar.uwindsor.ca/cgi/viewcontent.cgi?article=3845&context=etd (28 Kasım 2016).

Koşu, https://tr.wikipedia.org/wiki/Koşu, (02 Mart 2018).

LaChausse, Robert G. "Motives Of Competitive and Non-Competitive Cyclists." Journal of Sport Behavior 29, No.4, 2006. https://web.a.ebscohost.com/abstract?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=01627341&AN=23083747&h=Fy23xXJzpCWiSc2HBeIks2UD8hCT1%2bO1%2fTqm90MpI71IA1iQsApCO7tprQqulAcQJjrkm%2bUY2WUnER7N6hwe1A%3d%3d&crl=c&resultNs=AdminWebAuth&resultLocal=ErrCrlNotAuth&crlhashurl=login.aspx%3fdirect%3dtrue%26profile%3dehost%26scope%3dsite%26authtype%3dcrawler%26jrnl%3d01627341%26AN%3d23083747 (05 Ocak 2017).

Lee, Yeong K. ve Seong-Soo Lee. "Multidimensional Unfolding Of Children's Causal Beliefs: One Aspect of Construct Validation." Applied Psychological Measurement 7, No.3, 1983, s.323-332. https://conservancy.umn.edu/bitstream/handle/11299/101765/v07n3p323.pdf?sequence=1&isAllowed=y (19 Mayıs 2015).

Mair, Patrick, Jan De Leeuw ve Marcus Wurzer. "Multidimensional Unfolding." Wiley StatsRef: Statistics Reference Online, 2015. https://www.researchgate.net/publication/280717529_Multidimensional_Unfolding (26 Ekim 2016).

Mair, Patrick, Jan de Leeuw ve Patrick JF Groenen. "Multidimensional Scaling in R: Smacof.",2015. http://gifi.stat.ucla.edu/janspubs/2015/notes/mair_deleeuw_groenen_U_15.pdf (18 Mayıs 2018).

Mair, Patrick, Ingwer Borg ve Thomas Rusch. "Goodness-Of-Fit Assessment in Multidimensional Scaling and Unfolding." Multivariate Behavioral Research 51, No.6, 2016, s.772-789. https://www.researchgate.net/publication/309617943_Goodness-of-Fit_Assessment_in_Multidimensional_Scaling_and_Unfolding (20 Mayıs 2018).

Mair, Patrick, Jan De Leeuw, Ingwer Borg, Patrick JF Groenen ve Maintainer Patrick Mair. "Package 'smacof'." 2018. https://cran.r-project.org/web/packages/smacof/smacof.pdf (12 Nisan 2018).

MacKay, David. "Chemometrics, Econometrics, Psychometrics—How Best To Handle Hedonics?." Food Quality and Preference 17, No.7-8, 2006, s.529-535. https://www.researchgate.net/publication/222679870_Chemometrics_econometrics_psychometrics-How_best_to_handle_hedonics (08 Temmuz 2017).

Martens, William L. ve Nick Zacharov. "Multidimensional Perceptual Unfolding Of Spatially Processed Speech I: Deriving Stimulus Space Using INDSCAL." In Audio Engineering Society Convention 109. Audio Engineering Society, 2000. https://pearl-hifi.com/06_Lit_Archive/02_PEARL_Arch/Vol_16/Sec_53/AES%20109/00068.pdf (07 Haziran 2017).

Marathon, https://en.wikipedia.org/wiki/Marathon, (06 Mart 2018).

Messier, Stephen P., Claudine Legault, Casey R. Schoenlank, Jovita Jolla Newman, David F. Martin ve Paul Devita. "Risk Factors and Mechanisms Of Knee Injury in Runners." Medicine & Science in Sports & Exercise 40, No.11, 2008, s.1873-1879. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.476.9724&rep=rep1&type=pdf (19 Mayıs 2017).

MDS(X) Users Manual, Edinburgh 1981, ch.8 (PROFIT_TUM.pdf) https://www.newmdsx.com/PROFIT/PROFIT_TUM.pdf (21 Aralık 2017).

National Runners Survery. Running USA, 2016 http://www.runningusa.org/2016-national-runner-survey (11 Kasım 2017).

Ogles, Benjamin ve Kevin Masters. "Older vs.Younger Adult Male Marathon Runners: Participative Motives and Training Habits." Journal of Sport Behavior 23, No.2, 2000. https://www.researchgate.net/publication/285331553_Older_vs_younger_adult_male_marathon_runners_Participative_motives_and_training_habits (05 Mayıs 2017).

Ogles, Benjamin, Kevin Masters ve Scott A. Richardson. "Obligatory Running and Gender: An Analysis of Participative Motives and Training Habits." Int. J. Sport Psychol 26, 1995, s.233-248. https://www.researchgate.net/publication/284191276_Obligatory_running_and_gender_An_analysis_of_participative_motives_and_training_habits (17 Nisan 2017).

Ogles, Benjamin M. ve Kevin S. Masters. "A Typology Of Marathon Runners Based On Cluster Analysis Of Motivations." Journal of Sport Behavior 26, No.1, 2003, s.69. https://www.researchgate.net/profile/Benjamin_Ogles/publication/284463363_A_typology_of_marathon_runners_based_on_cluster_analysis_of_motivations/links/565c7a5908ae1ef92981e4e7/A-typology-of-marathon-runners-based-on-cluster-analysis-of-motivations.pdf (04 Nisan 2017).

O'neal, Marcia R. ve Brad S. Chissom. "Comparison Of Three Methods For Assessing Attitudes." Perceptual and Motor Skills 78, No. 3, 1994, s.1251-1258. http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.2466/pms.1994.78.3c.1251 (25 Haziran 2016).

Patrick, Luke E. ve David A. Dzewaltowski. "Multidimensional Scaling and Preference Mapping: Promising Methods For Investigating Older Adults' Physical Activity Perceptions And Preferences." Journal of Aging and Physical Activity 8, No.4, 2000, s.343-362. https://journals.humankinetics.com/doi/abs/10.1123/japa.8.4.343 (01 Nisan 2017).

Percy, Larry H. "Multidimensional Unfolding of Profile Data: A Discussion and Illustration with Attention to Badness-of-Fit." Journal of Marketing Research 12, No.1, 1975, s.93-99. https://www.jstor.org/stable/3150666?seq=1#page_scan_tab_contents (17 Şubat 2015).

Poole, Keith T. "Nonparametric Unfolding Of Binary Choice Data." Political Analysis 8, No.3, 2000, s.211-237. http://pooleandrosenthal.com/pdf/apsa2.pdf (27 Kasım 2016).

Poturak, Mersid. ve Ali Goksu. "Usage of the Multidimensional Scaling in Exploring a Firm's Image and Competitiveness." Proceedings in ARSA-Advanced Research in Scientific Areas 1, 2012, s.201-203. https://www.researchgate.net/profile/Ali_Goeksu/publication/265421375_Usage_of_the_Multidimensional_Scaling_in_Exploring_a_Firm%27s_Image_and_Competitiveness/links/540ed7d40cf2df04e757cc8d/Usage-of-the-Multidimensional-Scaling-in-Exploring-a-Firms-Image-and-Competitiveness.pdf (11 Ekim 2016).

Rodgers, Joseph Lee ve Forrest W. Young. "Successive Unfolding Of Family Preferences." Applied Psychological Measurement 5, No.1, 1981, s.51-62. https://conservancy.umn.edu/bitstream/handle/11299/100335/1/v05n1p051.pdf (27 Ekim 2016).

Sarı, Aylin Albayrak ve Selahattin Gelbal. "İkili Karşılaştırmalar Yargılarına ve Sıralama Yargılarına Dayalı Ölçekleme Yaklaşımlarının Karşılaştırılması." Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi 6, No.1, 2015. http://dergipark.ulakbim.gov.tr/epod/article/view/5000073243/5000117735 (19 Mart 2017).

Sığırlı, Deniz, Bülent Ediz, Şengül Cangür, İlker Ercan ve İsmet Kan. "Türkiye ve Avrupa Birliği'ne Üye Ülkelerin Sağlık Düzeyi Ölçütlerinin Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi İle İncelenmesi." Turgut Özal Tıp Merkezi Dergisi 13, No.2, 2006. http://dergipark.ulakbim.gov.tr/totmd/article/view/5000100553/5000093677 (14 Eylül 2016).

Şahin, İlker ve Özge Kocabulut. "Sportif Rekreasyon Aktivitelerine Düzenli Katılımı Engelleyen Faktörlerin İncelenmesi: Akdeniz Üniversitesi Turizm Fakültesi Öğrencileri Üzerine Bir Araştırma." Journal of Recreation and Tourism Research 1, No.2, 2014, s.46-67. https://www.academia.edu/8996147/Sportif_Rekreasyon_Aktivitelerine_Düzenli_Katılımı_Engelleyen_Faktörlerin_İncelenmesi_Akdeniz_Üniversitesi_Turizm_Fakültesi_Öğrencileri_Üzerine_Bir_Araştırma (25 Şubat 2018).

Şimşek, Döndü ve Kadir Gökdemir "Ortaöğretimde Atletizm Yapan Sporcu Öğrencilerin Atletizm Branşına Yönelme Nedenleri ve Beklentileri." SPORMETRE Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi, 2006, IV (3), s.83-90. http://dergiler.ankara.edu.tr/dergiler/17/883/11133.pdf (02 Mart 2018).

Steven Perkins, W. ve Thomas J. Reynolds. "Interpreting Multidimensional Data With Cognitive Differentiation Analysis." Psychology & Marketing 12, No.6, 1995, s.481-499. http://thomasjreynolds.com/pdf/Reynolds.Perkins.1995.PM.Cognitive.Differentiation.pdf (20 Haziran 2015).

Szabo, Attila, and Júlia Abraham. "The Psychological Benefits Of Recreational Running: A Field Study." Psychology, Health & Medicine 18, No.3, 2013, s.251-261. https://www.researchgate.net/profile/Attila_Szabo3/publication/229063608_The_psychological_benefits_of_recreational_running_A_field_study/links/55484c680cf26a7bf4dabc9a/The-psychological-benefits-of-recreational-running-A-field-study.pdf (08 Mayıs 2017).

Tanaka, Kyoko. "A Bayesian Multidimensional Scaling Model For Partial Rank Preference Data." 2013. https://academiccommons.columbia.edu/catalog/ac:160395 (25 Mart 2017).

Thurstone, Louis L. "A Law Of Comparative Judgment." Psychological Review 34, No.4, 1927, s. 273. https://brocku.ca/MeadProject/Thurstone/Thurstone_1927f.html (18 Temmuz 2016).

Thurstone, Louis L. "Attitudes Can Be Measured." American Journal of Sociology 33, No.4, 1928, s.529-554. https://brocku.ca/MeadProject/Thurstone/Thurstone_1928a.html (18 Temmuz 2016).

Torgerson, Warren S. "Multidimensional Scaling: I. Theory and Method." Psychometrika 17, No.4, 1952, s.401-419.

Trail Running, https://en.wikipedia.org/wiki/Trail_running, (02 Mart 2018).

van Kleef, Ellen, Hans CM van Trijp ve Pieternel Luning. "Internal Versus External Preference Analysis: An Exploratory Study On End-User Evaluation." Food quality and Preference 17, No.5, 2006, s.387-399. https://www.researchgate.net/publication/222163455_Internal_versus_external_preference_analysis_An_exploratory_study_on_end-user_evaluation (09 Mart 2016).

van de Velden, Michel, Alain De Beuckelaer, Patrick JF Groenen ve F.M.T.A. Busing. "Nonmetric Unfolding of Marketing Data: Degeneracy and Stability." 2011. https://www.academia.edu/28820102/Nonmetric_Unfolding_of_Marketing_Data_Degeneracy_and_Stability (07 Nisan 2018).

van de Velden, Michel, Alain De Beuckelaer, Patrick JF Groenen ve F.M.T.A. Busing. "Solving Degeneracy and Stability In Nonmetric Unfolding." Food quality and preference 27, No.1, 2013, s.85-95. https://www.researchgate.net/publication/236156091_Solving_degeneracy_and_stability_in_nonmetric_unfolding (07 Nisan 2018).

van Deun, K., P. J. F. Groenen ve L. Delbeke. "Vipscal: An Algorithm For a Combined Vector Ideal Point Model.", 2011. https://repub.eur.nl/pub/1904/ei200503.pdf (16 Şubat 2016).

van Deun, Katrijn, P. J. F. Groenen, W. J. Heiser, F.M.T.A Busing ve Luc Delbeke. "Interpreting Degenerate Solutions in Unfolding By Use Of The Vector Model and The Compensatory Distance Model." Psychometrika 70, No.1, 2005, s.45-69. https://www.researchgate.net/publication/225921405_Interpreting_degenerate_solutions_in_unfolding_by_use_of_the_vector_model_and_the_compensatory_distance_model (07 Mart 2017).

Walesiak, Marek ve Andrzej Dudek. "Selecting the Optimal Multidimensional Scaling Procedure for Metric Data With R Environmental." Statistics in Transition. New Series 18, No.3, 2017, s.521 - 540. https://stat.gov.pl/download/gfx/portalinformacyjny/en/defaultlistaplikow/3504/21/1/m.walesiak_a.dudek-_selecting_the_optimal_multidimensional_scaling_procedure_for_metric_data_with_r_environment.pdf (12 Nisan 2018).

Yair, Gad. "What Keeps Them Running? The 'Circle Of Commitment'of Long Distance Runners." Leisure Studies 11, No.3, 1992, s.257-270. https://www.academia.edu/5206638/What_keeps_them_running_The_circle_of_commitment_of_long_distance_runners (11 Eylül 2017).

Yarı Maraton, https://tr.wikipedia.org/wiki/Yarı_maraton, (05 Mart 2018).

Yıldırım, İ. Esen. "Veri Zarflama Analizinde Girdi ve Çıktıların Belirlenmesindeki Kararsızlık Problemi İçin Temel Bileşenler Analizine Dayalı Bir Çözüm Önerisi." Istanbul University & J. the School of Business Administration 39, No.1, 2010, s.141-153. http://dergipark.gov.tr/download/article-file/98175 (18 aralık 2017).

Zaborski, Artur. "Geometrical Presentation Of Preferences By Using Unfolding Models." Acta Universitatis Lodziensis. Folia Oeconomica Acta Universitatis Lodziensis, Folia Oeconomica nr 235, 2010. yadda.icm.edu.pl/yadda/element/bwmeta1.element.hdl_11089_362/.../365-373.pdf (05 Mart 2016).

5k Run, https://en.wikipedia.org/wiki/5K_run, (05 Mart 2018).

10k Run, https://en.wikipedia.org/wiki/10K_run, (05 Mart 2018).

TEZ

Amodio, Sonia. "Combining Clustering Of Preference Rankings With The Unfolding Model." **Doktora Tezi**. Department of Industrial Engineering, University of Naples Federico II, 2014.

Busing, Franciscus Martinus Theodorus Antonius. “Advances in Multidimensional Unfolding.” **Doktora Tezi**. Leiden University, 2010.

Hague, Courtney. "An Investigation of Motivations Influencing Participation in Marathons." **Yüksek Lisans Tezi**. Eastern Illinois University, 2002.

Koehn, Hans F. "The Structural Representation of Three-Way Proximity Data." **Doktora Tezi**. University of Illinois at Urbana-Champaign, 2007.

Özaltaş, Hüseyin Nasip. Elit Erkek Atletlerde Kısa, Orta, Uzun Mesafe Koşu Performansları İle Apelin İlişkisinin İncelenmesi.” **Doktora Tezi.** İnönü Üniversitesi, Beden Eğitimi ve Spor Anabilim Dalı, 2015.

Thompson, Vanessa Marie. "Marginal Bayesian Parameter Estimation in The Multidimensional Generalized Graded Unfolding Model." **Doktora Tezi.** Georgia Institute of Technology, 2014.

Roux, Ian. "Application Of Cluster Analysis and Multidimensional Scaling On Medical Schemes Data." **Doktora Tezi.** Stellenbosch: Stellenbosch University, 2008.