GAZİ ÜNİVERSİTESİ

Gazi

1926

ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMİ SEÇİMİNDE YENİ BİR YAKLAŞIM

Ahmet ÖZTEL

DOKTORA TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

OCAK 2016

Ahmet ÖZTEL tarafından hazırlanan "ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMİ SEÇİMİNDE YENİ BİR YAKLAŞIM" adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. İhsan ALP
İstatistik Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum ....

Başkan : Prof. Dr. Mahmut KARTAL
İşletme, Cumhuriyet Üniversitesi
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum ....

Üye : Prof. Dr. Hasan BAL
İstatistik Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum ....

Üye : Prof. Dr. İsmail EROL
Yönetim Bilişim Sistemleri, Yıldırım Beyazıt Üniversitesi
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum ....

Üye : Doç. Dr. H. Hasan ÖRKCÜ
İstatistik Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi
Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum ....

Tez Savunma Tarihi: 04 / 01 / 2016

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Doktora Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

....

Prof. Dr. Metin GÜRÜ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Ahmet ÖZTEL

04 / 01 / 2016

ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMİ SEÇİMİNDE YENİ BİR YAKLAŞIM

(Doktora Tezi)

Ahmet ÖZTEL

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2016

ÖZET

Karar verme, herkesin hayatının her anında yaptığı bir faaliyettir. Eğer karar verme sürecinde birden fazla kriter söz konusu ise, bu bir Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) problemidir. ÇKKV problemlerini çözmek için yetmişli yılların başından günümüze çok fazla sayıda yöntem geliştirilmiştir. Bir ÇKKV probleminde en iyi çözüme ulaşmak için, farklı ÇKKV yöntemleri kullanabilir. Farklı yöntemler farklı çözümler önerebilir. Problem için hangi yöntemin en iyi çözümü sağladığını bulmak, başlı başına yeni bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu çalışmada verilen problem için en iyi ÇKKV yönteminin seçilmesi için yeni bir yapı olarak regresyon yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen yaklaşım, karar matrisi ile tercih sıralaması arasındaki ilişki üzerine inşa edilmiştir. ÇKKV yöntemlerinin çoğu, karar matrisini kullanarak alternatifler arasında bir tercih sıralaması yapmaktadır. Karar matrisi ile tercih sıralaması arasındaki ilişki regresyon modeliyle ortaya konabilir. Regresyon modelinin uyumunun iyiliği, sıralamanın kalitesini yansıtır. Uyumun iyiliğini ölçmek için determinasyon katsayısı kullanılışlı bir araçtır. En yüksek determinasyon katsayısını elde eden modelde kullanılan ÇKKV yöntemi en iyi yöntemdir. Uygulama olarak Borsa İstanbul'da işlem gören 25 gayrimenkul yatırım ortaklığı firmasının 15 çeyrek dönemlik finansal performansları değerlendirilmiştir. ÇKKV yöntemlerinden TOPSIS, MAUT, CP ve VIKOR yöntemleri seçilmiştir. Kriterlerin ağırlıklandırılmasında Entropi yöntemi tercih edilmiştir. Önerilen regresyon yaklaşımı ÇKKV yöntemleri arasında kesin ve nesnel bir değerlendirme imkânı sağlar. Ayrıca, temel istatiksel ve matematiksel araçlar içerdiğinden regresyon yaklaşımı gayet kullanışlıdır. Bu nedenle önerilen yaklaşımın literatüre önemli bir katkı sağlayacağı öngörülmektedir.

Bilim Kodu	:	205.1.148
Anahtar Kelimeler	:	Çok Kriterli Karar Verme, TOPSIS, MAUT, CP, VIKOR, Entropi, Regresyon Analizi, Determinasyon Katsayısı
Sayfa Adedi	:	156
Danışman	:	Prof. Dr. İhsan ALP

A NEW APPROACH IN THE SELECTION OF MULTI CRITERIA DECISION MAKING METHODS

(Ph. D. Thesis)

Ahmet ÖZTEL

GAZİ UNIVERSITY
GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2016

ABSTRACT

Decision-making is an activity that everyone makes it at every moment of life. If there is more than one criteria in the decision-making process in question, this is a Multi-Criteria Decision Making (MCDM) problem. Numerous methods have been developed to solve MCDM problems since the beginning of seventies. Various methods are available for achieving the best solution in the MCDM problems. Different methods can propose different solutions. To find which method provides the best solution for the problem, it come across as a new problem in itself. In this study, the regression approach has been proposed as a new framework for selection the best MCDM method for a given problem. The proposed approach is built upon the relationship between the decision matrix and preference ranking. The most of MCDM methods make an order of preference among the alternatives by using the decision matrix. The relationship between decision matrix and preference ranking can be demonstrated by the regression model. The goodness of fit of the regression model, reflects the quality of the ranking. The coefficient of determination is a handy tool to measure the goodness of fit. The MCDM method used in the model which obtained the highest coefficient of determination is the best method. The financial performance analysis of 25 real estate investment trust firms that traded in Borsa İstanbul is evaluated as application. The TOPSIS, MAUT, CP and VIKOR methods are selected as MCDM methods. Entropy method is preferred for criteria weighting. The proposed regression approach presents an opportunity of exact and objective analysis among the MCDM methods. In addition, since regression approach consists of basic mathematical and statistical tools it is very useful. Therefore the proposed approach is expected to make a significant contribution to the literature.

Science Code	:	205.1.148
Key Words	:	Multi Criteria Decision Making, TOPSIS, MAUT, CP, VIKOR, Entropy, Regression Analysis, Coefficient of Determination
Page Number	:	156
Supervisor	:	Prof. Dr. İhsan ALP

TEŞEKKÜR

Tez çalışması döneminde ve öncesinde; bilimsel olarak bana yol gösteren ve her zaman bana karşı sabırlı, yol gösterici ve anlayışlı olan danışman hocam, Sayın Prof. Dr. İhsan ALP'e ne kadar teşekkür etsem yine de az kalır. Sayın Prof. Dr. Hasan BAL hocama, tüm doktora boyunca bana güvendiği ve desteğini hiç esirgemediği için en samimi duygularımla teşekkür ederim. Doktora öncesinde ve doktora sürecinde bana yol gösteren ve özellikle tez konusunun belirlenmesinde en büyük katkıyı sağlayan Yıldırım Beyazıt Üniversitesi Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü öğretim üyelerinden Sayın Prof. Dr. İsmail EROL'a teşekkür ederim. İstatistik alanında doktora yapmaya beni teşvik eden ve büyük bir öz veriyle her zaman bana destek olan hocam, Cumhuriyet Üniversitesi İşletme Bölümü öğretim üyelerinden Sayın Prof. Dr. Mahmut KARTAL'a teşekkür ederim. Akademik çalışmaya beni teşvik eden ve destek olan Ege Üniversitesi Matematik bölümü öğretim üyelerinden hocam, Sayın Prof. Dr. İsmet KARACA'ya teşekkür ederim. Tez taslağını büyük bir titizlikle okuyup bana görüşlerini bildirerek çok önemli katkılar sunan Sayın Doç. Dr. H. Hasan ÖRKCÜ'ye teşekkür ederim. Tez deki uygulama verilerinin elde edilmesinde büyük emek sarf eden Karabük Üniversitesi İşletme Bölümü öğretim üyelerinden Sayın Yrd. Doç. Dr. Mehmet APAN'a teşekkür ederim. Katkılarından dolayı çok kıymetli çalışma arkadaşlarım Bartın Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi öğretim elemanlarına teşekkür ederim. Tüm akademik hayatımda beni destekleyen ve dualarını hiç eksik etmeyen; Anneme, Babama, Eşime, Kızıma ve tüm aileme yürek dolusu teşekkür ediyorum.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

Sayfa

Sayfa

Sayfa

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklamalar
R^2	Determinasyon katsayısı
Q1	Birinci çeyrek dönem
Q2	İkinci çeyrek dönem
Q3	Üçüncü çeyrek dönem
Q4	Dördüncü çeyrek dönem

Kısaltmalar	Açıklamalar
AHP	Analitik Hiyerarşi Prosesi
CP	Compromise Programming
CRITIC	Criteria Importance Through Intercriteria Correlation
ÇAKV	Çok Amaçlı Karar Verme
ÇKKA	Çok Kriterli Karar Analizi
ÇKKV	Çok Kriterli Karar Verme
ÇNKV	Çok Nitelikli Karar Verme
ELECTRE	ELimination and Choice Expressing REality
LINMAP	Linear Programming Technique for Multidimensional Analysis of Preference
MADM	Multiple Attribute Decision Making
MAUT	Multiple Attribute Utility Theory
MCAP	Multicriterion Aggregation Procedures
MCDA	Multiple Criteria Decision Analysis
MCDM	Multiple Criteria Decision Making
MDS	Multidimensional scaling

Kısaltmalar	Açıklamalar
MODM	Multiple Objective Decision Making
PROMETHEE	Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations
SAW	Simple Additive Weighting
SD	Standard Deviation
SMART	Specific Measurable Accepted Realistic Timely
TOPSIS	Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution
VIKOR	VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje

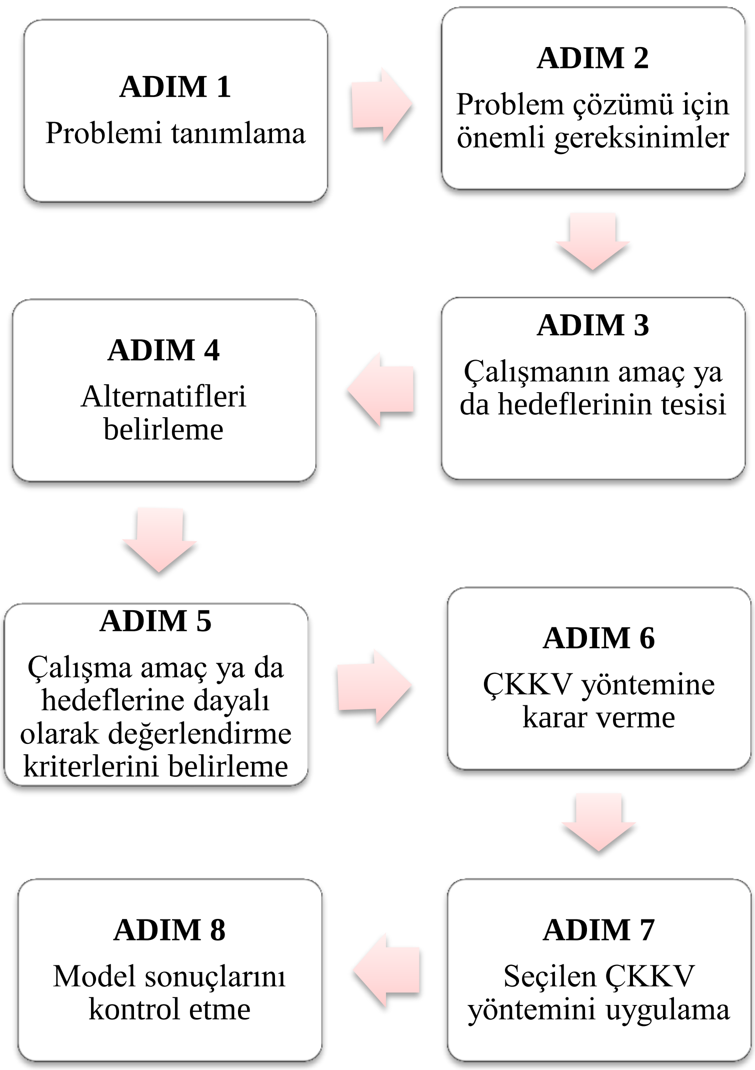
1. GİRİŞ

Karar verme herkesin her gün yaptığı bir iştir. “Bu gün şemsiyemi almalı mıyım?”[1] gibi basit bir karar vermeden tutun, “Uluslararası silahsızlanma anlaşması nasıl uygulanmalıdır?” [2] gibi karmaşık bir karar vermeye kadar hepimiz sürekli olarak karar verme yapıyoruz. Kişisel veya örgütsel, tüm seviyelerde karar verme yaparız [3].

İnsan idrak ve yargılarını içeren, önemi son derece yüksek ve çözümleri uzun dönemli etkiler doğuran problemlerin çözümlerinde rasyonel yaklaşımlara ihtiyaç duyarız [4]. Böyle durumlarda, stratejik düzeyde karar vermeye ihtiyaç vardır.

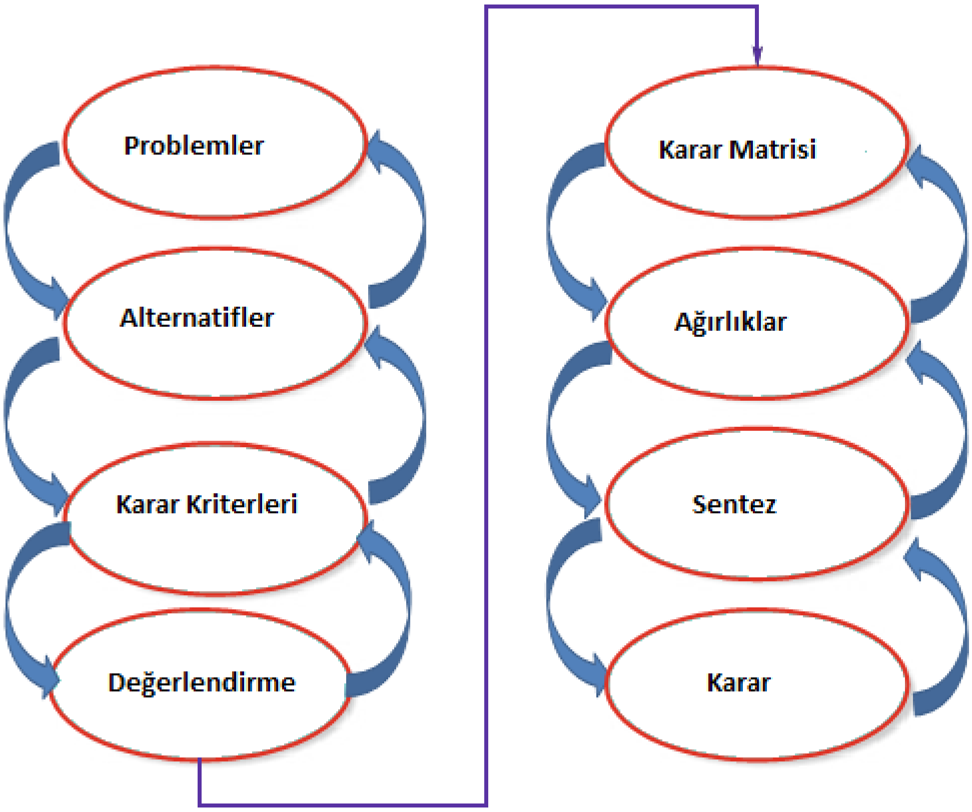
Çoğu durumda, stratejik karar verme ya da kısaca karar verme süreci Şekil 1.1’deki adımları içerir.

Karar verme sürecini şöyle adımlayabiliriz [5] ilk adımda açık bir şekilde tanımlanarak ele alınır ve sonraki adımda çok kriterli model çözümünün bağımlı olduğu önemli gereksinimler listelenir. Üçüncü adımda çok kriterli problemin amaç veya hedefleri tesis edilir. Karar verme sürecinin dördüncü adımı alternatiflerin belirlenmesi ile ilgilidir. Adım beşte değerlendirme kriterleri kararlaştırılır. Bu kriterler geçmişte sabitlenmiş bazı standartları sağlamalıdır. Sürecin altıncı adımı, eldeki problemi çözmek için uygun çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemini içerdiğinden oldukça önemlidir. Sonraki adımda seçilen ÇKKV problemi adım dörtte belirlenen alternatiflerden en iyi olanı seçmek için uygulanır. Karar verme sürecinin son adımında ise, model sonuçları kontrol edilir ve duyarlılık analizi uygulanır.



Şekil 1.1. Karar verme süreci [5]

Her ne kadar karar verme süreci normalde yukarıdan aşağıya doğru akış yapsa da, bazı durumlarda sonradan bilgi edinilirse önceki adımlara dönüş yapılabilir.



Şekil 1.2. ÇKKV'nin yinelemeli adımları [6]

Yoe [6], çok kriterli karar verme sürecini şöyle tarif etmektedir;

1. Çok kriterli problemin ve amaçlarının açık bir şekilde tarif edilmesi.
2. Hedeflere ya da amaçlara ulaşmak için alternatiflerin listelenip tarif edilmesi.
3. Alternatiflerin performanslarını ölçmek için; kriterlerin / niteliklerin / performans göstergelerinin tanımlanması.
4. Veri toplama ve kriterlerin değerlendirilmesinin icra edilmesi.
5. Biriktirilen alternatiflerin kriterlere karşı bir karar matrisinin hazırlanması.
6. Öznel veya nesnel kriter ağırlıklarının ortaya çıkarılması.
7. Alternatiflerin sıralanması ve çıkar gruplarıyla sonuçların görüşülmesi.
8. Karar vericinin, çıkar grupları girdileri ile kararları verip ÇKKV sonuçları elde etmesi.

Uluslararası Çok Kriterli Karar Verme Derneği, çok kriterli karar vermeyi "Çoklu ve aykırı kriterlerin dâhil olabildiği karar verme süreçleri yöntem ve işlemleri çalışmaları" olarak tanımlar [5]. Çok kriterli karar verme yetmişli yılların başında gelişmeye başlamıştır.

ÇKKV'nin temel amacı, zıt kriterleri göz önüne alan çok kriterli karar problemlerinin çözümünde karar vericiye kullanışlı bir araç temin etmektir.

Çok kriterli karar verme son yirmi yıldır çok hızlı büyüyen problem alanlarından biridir. İş dünyasında karar verme son yıllarda değişim göstermiştir. Karar verme ortamları hızlı bir gelişme ile tek adam (patron) ve tek kritrer (kâr) anlayışından, çok kişili ve çok kriterli bir hale gelmiştir. Bu gelişmenin pratikte de büyüyerek geliştiğini görmekteyiz. Yetmişlerden beri bu problemleri çözmek için birçok yöntem önerilmiştir ve geliştirilmiştir.

İki teorik ana akım fark edilmektedir. Birincisi, çözüm uzaylarının sürekli olduğunu var sayan çok amaçlı karar verme modelleridir. Bu modeller, problemleri matematiksel programlama modelleri olarak modelleyerek çözebilmektedirler. Bu alan öncelikli olarak sürekli matematik araçlarının uygulama alanı olduğundan, temel model ve yöntemlerin çabucak değişerek gelişmesine imkân sağlamıştır. Fakat matematiksel modeller maalesef pratikte ÇKKV problemlerinin çoğunu çözememektedir. Bunun en önemli sebebi gerçek hayat problemlerinin sürekli yapı yerine kesikli (ayrık) yapıda olmalarıdır. Dolayısıyla bu güçlü matematiksel modeller uygulayıcılar için oldukça kısıtlıdır. İkinci akım ise, sayılabilir nicelikteki alternatifler içinden ayrık matematiğin temel yaklaşımlarını kullanarak seçim yapabilen yöntemlerdir. Bu akımda, problemler ayrık karar uzayları olarak ele alındığından matematiksel olarak ilk akım kadar mükemmel değildir.

Ayrık karar uzayı yaklaşımlarına çok nitelikli karar verme (ÇNKV) denilse de, genel olarak problemler çok kriterli karar verme (ÇKKV) olarak adlandırılırlar. Bu yaklaşımda en uygun çözümü hesaplamak yerine, çeşitli sıralama işlemleri kullanarak verilen alternatiflerden en iyisi seçilmesi amaçlanır. Her ne kadar bu yöntemler pratikte çok yaygın olarak kullanılsa da, sürekli durumlardaki gibi yöntemlerin kalitesini belirlemek çok zordur. Bu yüzden, *"Verilen problem için en iyi yöntem hangisidir?"* [7] sorusu en önemli ve aynı zamanda cevaplaması da çok zor bir sorudur. Bu tezin ana hedefi bu soruya cevap verebilmektir.

Tezin ikinci bölümünde çok kriterli karar verme problemi ele alınmıştır. İlk olarak temel kavramlar ile problemin yapısı ve özellikleri incelenmiştir.

Daha sonra ÇKKV yöntemlerinin sınıflandırılmaları verildi. Sonraki bölümde ise kriterlerin ağırlıklandırılması ve ağırlıklandırma yöntemleri incelenip belli başlı yöntemler veişleyişleri analiz edilmiştir.

Bölüm 2.4'de çok kriterli karar verme yöntemleri tanımlanarak en yaygın kullanılan yöntemler ayrıntılı olarak değerlendirilmiştir.

Üçüncü bölümde çok kriterli karar verme yöntemi seçimi problemine genel bir bakış yapılarak daha önce önerilen yöntemler analiz edilmiştir.

Dördüncü bölümde ise, ÇKKV yöntemi için yeni bir yaklaşım olarak regresyon yaklaşımı önerilmiştir.

Beşinci bölümde ÇKKV yöntemi seçiminde regresyon yaklaşımı için uygulama yapılmıştır. Uygulama verisi olarak, BIST İstanbul gayrimenkul yatırım şirketleri endeksinden 25 firmanın 15 dönemlik finansal verileri kullanılmıştır. ÇKKV yöntemlerinden, TOPSIS, MAUT, CP ve VIKOR yöntemleri uygulamada yer almıştır. Yöntemlerin sağladığı tercih sıralamaları ile karar matrisi arasında regresyon modeli tahmini yapılarak, model tahminlerinin uyum iyilikleri karşılaştırılmıştır. En iyi uyumu veren yöntem olan VIKOR en iyi yöntem olarak seçilmiştir.

Son bölümde ise önerilen regresyon yaklaşımının zayıf ve güçlü yönleri uygulama sonuçlarına paralel olarak sunulmuştur. Ayrıca gelecekte yapılabilecek ileri çalışmalara değinilmiştir.

2. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME

Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV), birden fazla ve genellikle de zıt kriterlerin bulunduğu karar vermeye denir [8]. Çok kriterli karar verme günlük hayatımızın her anında karşılaştığımız problemlerdir. Örneğin:

Bir iş seçimi; ücret, itibar, yer, ilerleme fırsatları, çalışma koşulları gibi birçok kriteri içerebilir. Bir araç satın alırken; fiyat, yakıt tüketimi, güvenlik, konfor ve stil kriterlerini göz önüne alırız. Bir şirket yöneticisi stratejilerini, kazanç, borsa fiyatı, yatırım önceliği, toplumsal sorumluluklar, şirket imajı vb. birçok kritere dayandırarak belirleyebilir.

Yöneylem Araştırmaları (Operations Research) da önemli bir yer tutan ÇKKV, uzun bir geçmişe sahiptir. 1896 yılında Vilfredo Pareto üstünlük (dominance) kavramını tanımladı [9]. Daha sonra Koopmans tarafından geliştirildi [10]. Üstünlük kavramı ÇKKV teorisinin temelidir. 1940lı yıllarda Von Neumann ve Morgenstern [11] fayda teorisini (utility theory) tanıttılar. Fayda teorisi üzerine ÇKKV yöntem biliminin bir ana akımı olan çoklu-nitelikli fayda teorisi (multi-attribute utility theory) kurulmuştur. 1960larda Roy rütbe önceliği (outranking) ilişkisi kavramını geliştirmiştir [12]. Rütbe önceliği ilişkisi kavramı, ÇKKV Avrupa ekolünün; Çok Kriterli Karar Analizi (ÇKKA) kuruluşuna zemin hazırlamıştır.

Günümüzde karmaşık problemlerde karar verme sürecini kolaylaştırmak için 70 taneden fazla ÇKKV yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemlerde genel olarak, çoklu ve zıt kriterlerin çözümlenmesi, modelleme tercihleri ve uzlaşık çözümlerin belirlenmesine odaklanılmıştır [13]. ÇKKV disiplini, yeni yaklaşım ve yöntem bilimler geliştirilerek ve diğer bilim dalları ile etkileşime girerek gelişmesini sürdürmüştür.

2.1. Temel Kavramlar

Çok fazla çeşit ÇKKV problemleri olmasına rağmen, bütün problemlerin aşağıdaki karakteristik özellikleri taşıdıklarını söyleyebiliriz [14].

Alternatifler: Eleme, önceliklime, seçme ve sıralama için, birkaç tane veya çok fazla, sonlu sayıda alternatif vardır. “Alternatif “terimi, “fiilin nedeni” veya “aday” anlamına gelir.

Çoklu nitelikler: Her bir problem çoklu niteliklere sahiptir. Karar verici, her bir problem için alakalı nitelikleri üretmelidir. "Nitelikler" terimi, "amaçlar" veya "kriterler" demektir. Çoğu durumda, fazla adette nitelikler bulunur ve bunlar hiyerarşik bir yapıdadırlar. Muhtelif adette bulunan ana niteliklerin alt-nitelikleri ve onların da, alt-alt nitelikleri bulunabilir.

Nitelikler arası zıtlık: Çoklu nitelikler çoğu zaman birbirleriyle uyuşmazlık gösterirler. Örneğin, bir araç seçiminde, düşük yakıt tüketimli araçların yolcu oturma alanları daha küçük olacağından konfor niteliğiyle zıtlık gösterecektir.

Kıyaslanamayan birimler: Her bir nitelik farklı ölçüm birimlerine sahiptir. Araba seçiminde yakıt tüketimi kilometre başına litre ile konfor yolcu başına düşen metre küp hacim ile ve fiyat ise TL ile ölçülür.

Karar ağırlıkları: Hemen hemen tüm yöntemler veya ÇKKV problemleri, niteliklerin göreceli önemine dair bilgiye ihtiyaç duyarlar. Göreceli önem düzeyleri çoğunlukla bir ağırlıklar kümesi ile verilir. Nitelik adedi *n* olduğu durumda;

$$\underline{W}^T = (W_1, W_2, \dots, W_n) \; ve \; \sum_{j=1}^{n} W_j = 1.$$

Ağırlıklar karar verici tarafından direkt atanır veya öz vektör, ağırlıklı en küçük kareler ve entropi gibi yöntemler kullanılarak hesaplanır [8,15,16].

Karar matrisi: Bir ÇKKV problemi bir matris formatında ifade edilebilir. Bu matrise karar matrisi denir. Bir karar matrisi $D, m \times n$ boyutundadır ve x_{ij} elemanlarından oluşur. Burada x_{ij}, i. alternatif A_i'nin, j. kriter X_j'ye göre başarı değerini göstermektedir.

2.2. ÇKKV Yöntemlerinin Sınıflandırılması

ÇKKV problemleri çoğunlukla iki kategoride sınıflandırılmaktadırlar; Çoklu Nitelikli Karar Verme (ÇNKV)[Multiple Attribute Decision Making (MADM)] ve Çoklu Amaçlı Karar Verme (ÇAKV) [Multiple Objective Decision Making (MODM)] [7,8,17].

Uygulamada bu sınıflama ÇKKV'nin problem çözmede iki yönünü ortaya koymaktadır; ÇNKV seçme için, ÇAKV tasarım için kullanılır [8,18-21].

Çoklu nitelikli karar verme (ÇNKV) problemlerinde alternatifler önceden belirlenmiş değildir. Bu nedenle ÇNKV modelinde karar verici, kabul edilebilir seviyedeki sayısallaştırılmış amaçlar kümesine ulaşıp, çeşitli tasarım kısıtlarının etkileşimlerini göz önüne alarak en iyi alternatifi tasarlar [8]. ÇAKV problemlerinin tipik bir örneği, çok amaçlı fonksiyon kullanan matematiksel programlama problemleridir. Bunların ilk örnekleri "vektör-maksimum" problemleridir [17,22].

ÇAKV problemlerinde karar uzayı süreklidir, ÇNKV'de ise kesikli (ayrık) karar uzayı vardır [7].

Çizelge 2.1. ÇKKV ile ÇAKV karşılaştırması [8]

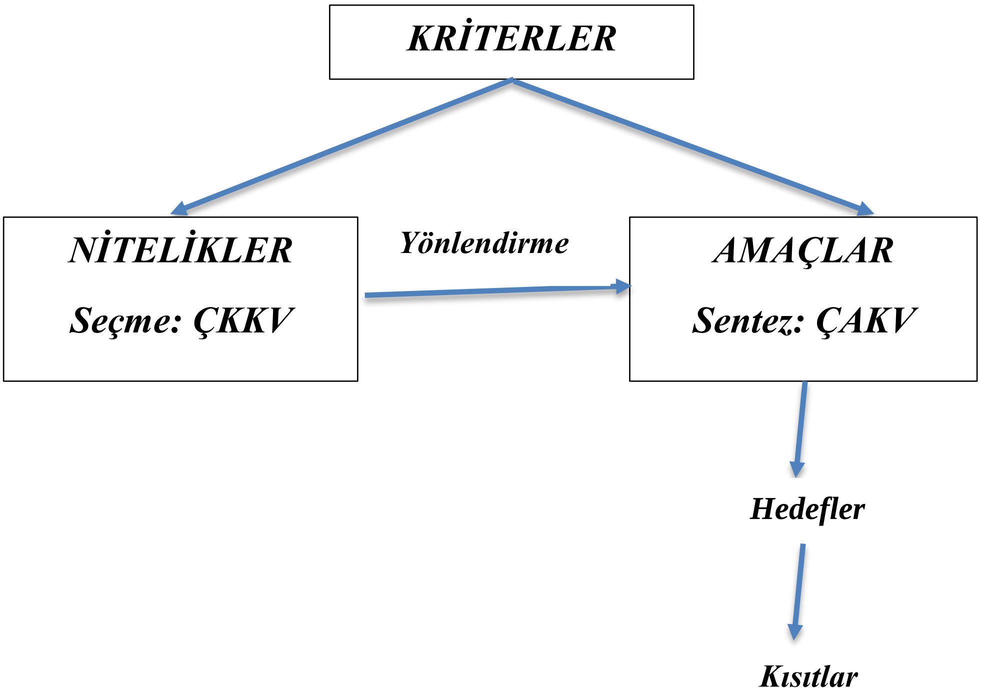
	ÇKKV	ÇAKV
Kriterler	Nitelikler	Amaçlar
Amaç	Muğlak (zayıf tanımlı)	Kesin
Nitelik	Kesin	Muğlak
Kısıt	Pasif	Aktif
Alternatif	Sonlu sayıda, kesikli	Sonsuz sayıda, sürekli
Karar Verici Etkisi	Çok değil	Çoğunluk
Kullanım	Seçme / Değerleme	Tasarım

Çiz.2.1'de ÇKKV ile ÇAKV özellikleri karşılaştırmalı olarak verilmektedir.

Literatürde çoklu kriterli karar verme (ÇKKV) ile çoklu nitelikli karar verme (ÇNKV) aynı sınıf olarak kabul edilir [7].

Birbirlerine yakın anlamları olan ve bazen de karıştırılabilen üç kavramı açıklayalım [23]

- *Kriter:* Bir kriter, bir alternatifi değerlendirmek için bir performans ölçüsüdür.
- *Nitelik (Attribute):* Bir nitelik, bir alternatifin fıtri olarak sahip olduğu özelliğidir.
- *Amaç (Objective):* Bir amaç, tam olarak elde edilmek için takip edilen şeydir. Aynı zaman da arzu edilen değişim yönünü belirtir.



Şekil 2.1. Çok kriterli karar verme; kriter, amaç ve nitelik ilişkisi [23]

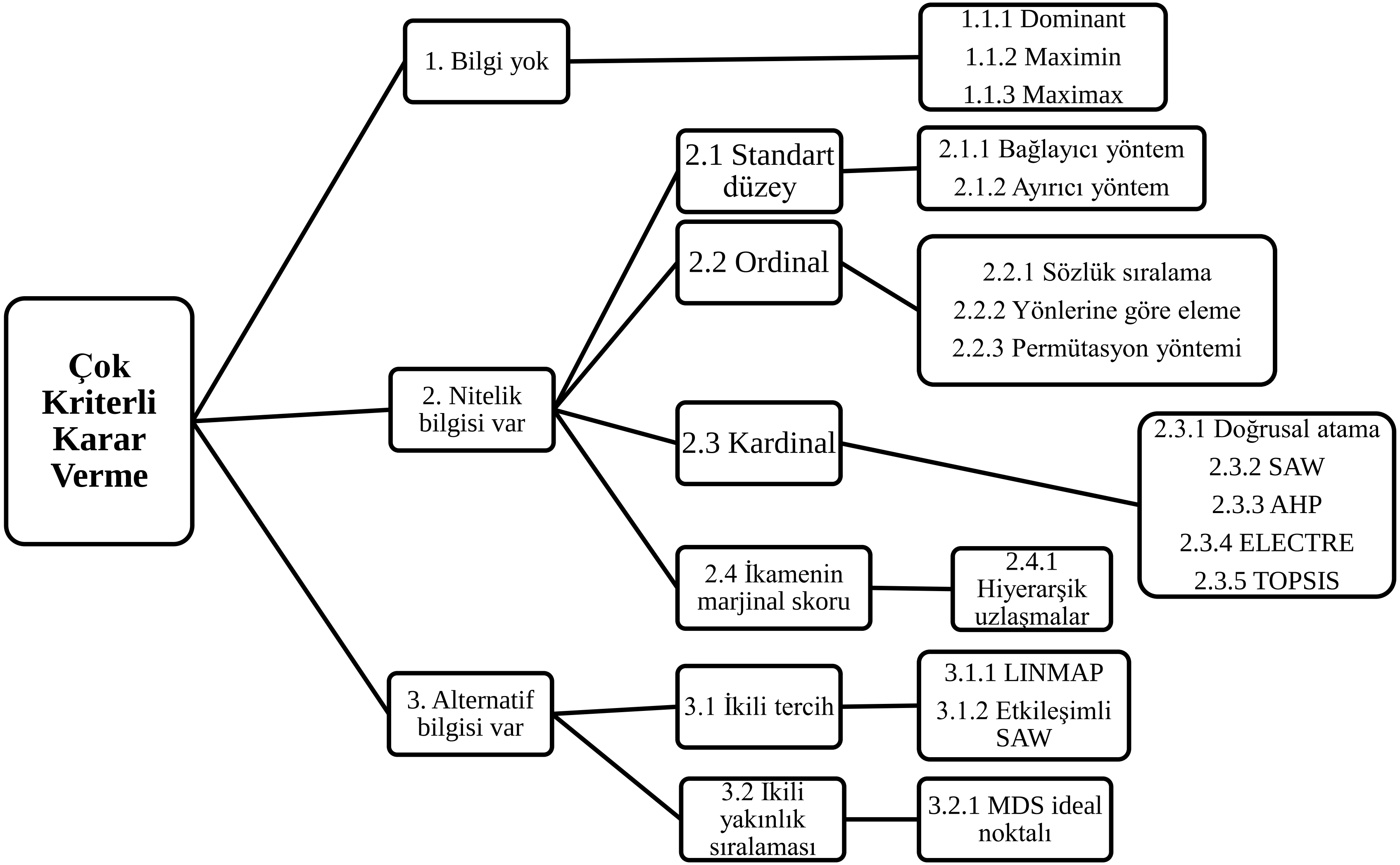
Kriter, nitelik ve amaç arasındaki ilişki Şekil 2.1'de gösterilmektedir. Şekilden de görüleceği gibi, kriterler, nitelik ve amaçların bir formu olarak ortaya çıkarken, nitelikler yönlendirilerek amaçlar ortaya çıkmaktadır. Örneğin, bir araç seçiminde konfor düzeyi araç değerlendirmesinde bir kriterdir. Araç içi hacmi ve gürültü düzeyleri ise konfor düzeyini ölçmek için kullanılan nitelikler olurken, araç iç hacmini maksimize ve gürültü düzeyini minimize etmek ise araç tasarımında amaçlardır.

Çok kriterli karar verme Avrupa ekolünde çok (veya çoklu) kriterli karar analizi (ÇKKA) [24], Amerika ekolünde ise ÇKKV olarak adlandırılır [25]. Araştırmacıların çoğunluğu ÇKKV ve ÇKKA ifadelerini birbirleriyle aynı olarak kullanmaktadır [13, 26, 27]. Bu çalışmada Amerikan ekolü çok kriterli karar verme (ÇKKV) kullanımı tercih edilecektir.

ÇKKV yöntemlerini sınıflandırmanın birçok yolu vardır. Bunlardan biri de kullanılan veri türüne göre sınıflamadır. Bu sınıflandırmada, deterministik ve olasılıklı (veya bulanık) ÇKKV yöntemleri olarak iki sınıf yer alır. Bulanık ÇKKV yöntemleriyle ilgili ayrıntılı bilgiler Chen ve Hwang [14]'ın literatür incelemesinde görülebilir. Ayrıca pek çok çalışmada karma veride kullanılmaktadır [7].

Başka bir sınıflama yöntemi de, karar verici sayısına göre sınıflamadır. Bu sınıflamada, tek karar verici ve grup karar vericiler şeklinde iki sınıf yer almaktadır. Bu çalışmada tek karar vericili deterministik ÇKKV yöntemlerini inceleyeceğiz.

Hwang, deterministik –tek karar verici- ÇKKV yöntemlerini de kullanılan bilgi tipi ve bilginin belli başlı özelliklerine göre bir sınıflama yaptı [8]. Bu sınıflama Şek.2.2'de gösterilmektedir.



Şekil 2.2. ÇKKV yöntemleri için bir sınıflandırma [8:9]

2.3. Kriterlerin Ağırlıklandırılması

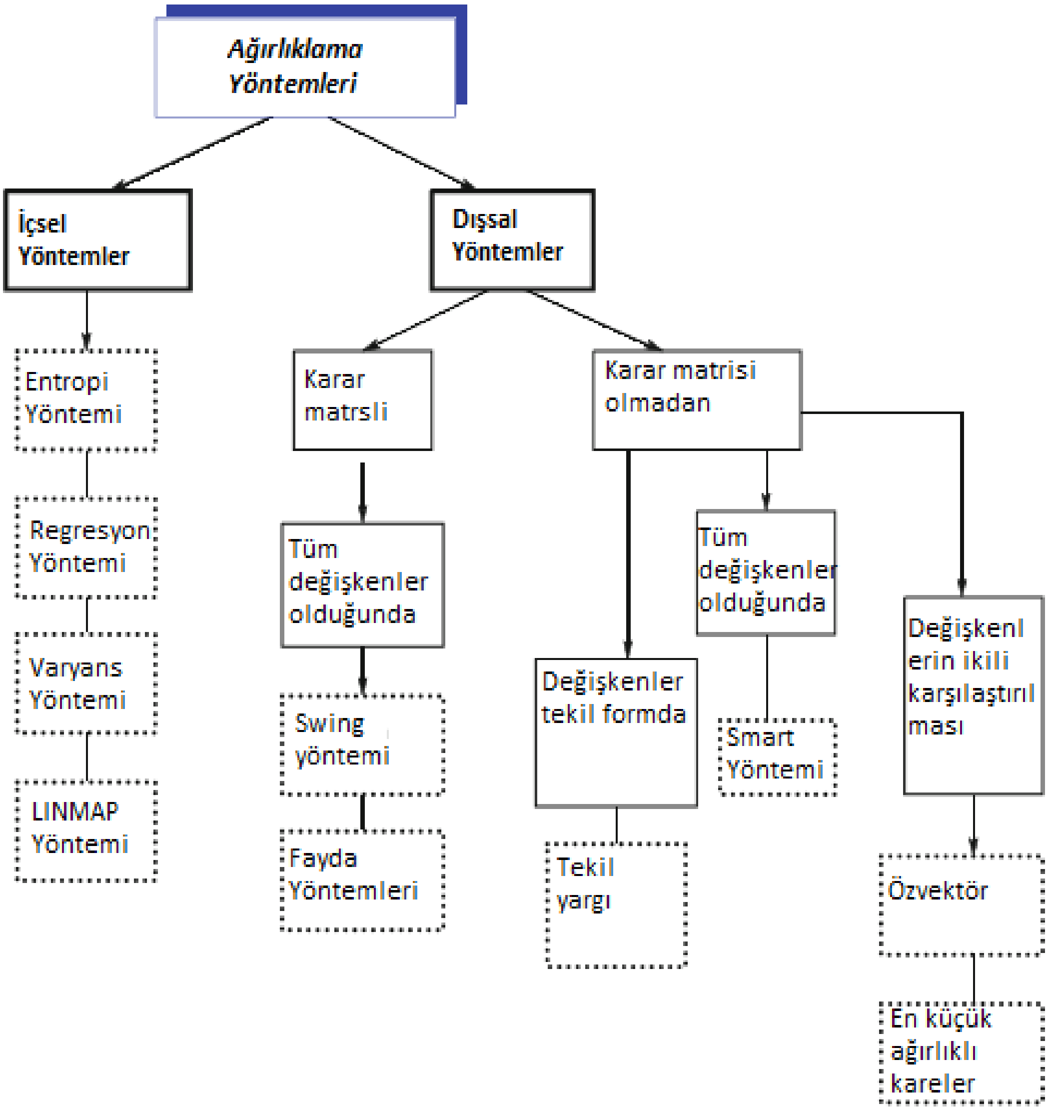
Çoğunluk ÇKKV yöntemlerinde kriterlerin göreceli önemi bilgisi gereklidir. Genellikle bu bilgi ağırlıklar kümesi ile verilir. n tane kritere sahip bir ÇKKV problemi için ağırlıklar kümesi aşağıdaki gibidir:

$$\underline{W}^T = (W_1, W_2, \ldots, W_n) \quad , \quad \sum_{j=1}^{n} W_j = 1$$

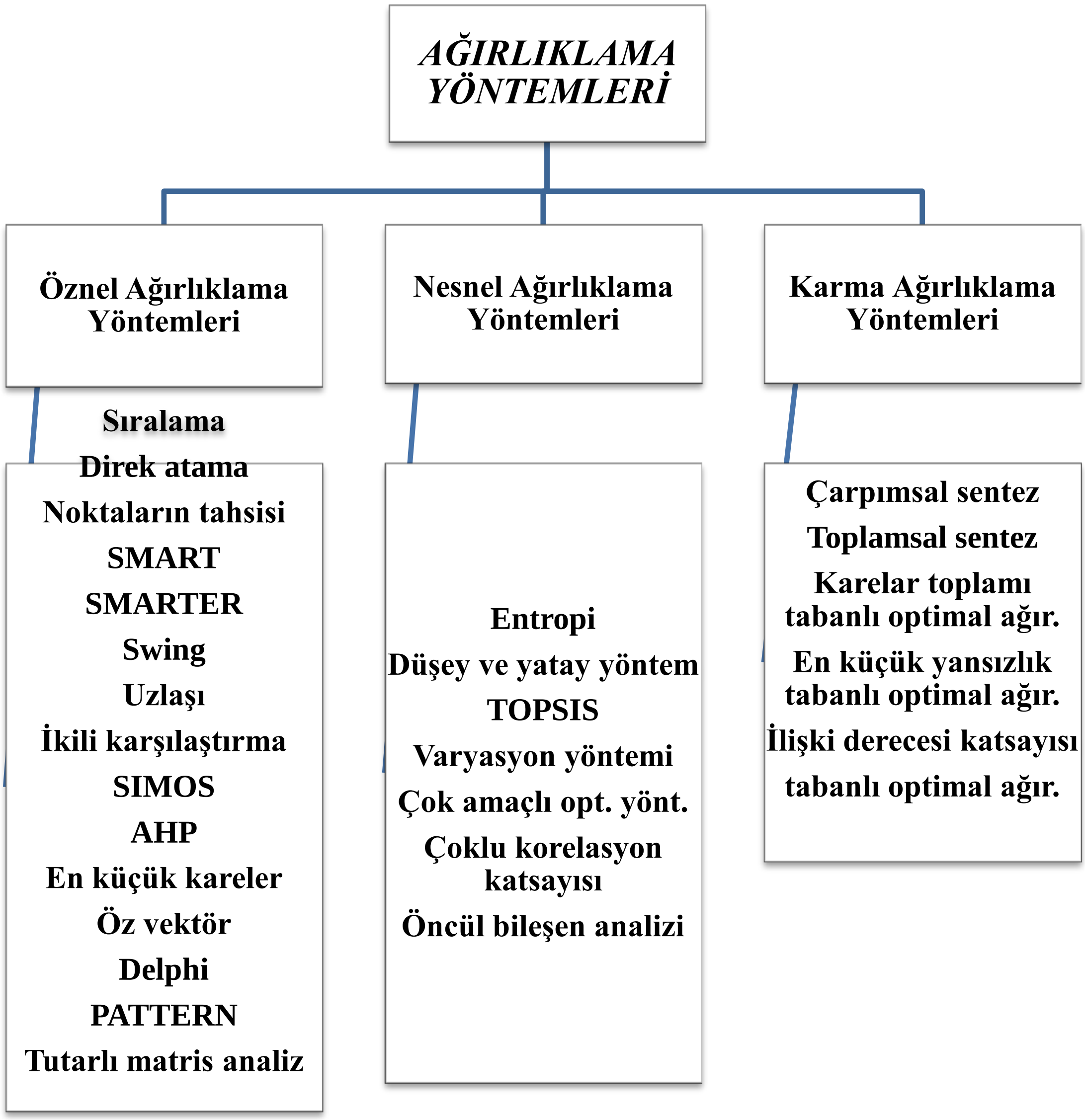
Literatürde kriterlere göre ağırlık atanması için birçok yöntem önerilmiştir [28, 29]. Ağırlık atamanın en basit yolu, "eşit ağırlık verme" yöntemidir. Bu yöntemde tüm kriterlere eşit ağırlık dağıtılır. Birçok karar verme probleminde "eşit ağırlık" yöntemi uygulanmıştır [30].

Çok kriterli problemlerde kriterlere ağırlık atanması, sonuçlar bu ağırlık değerlerine bağımlı olduğu için çok önemlidir. Hatta ÇKKV probleminde en zor görev kriterlerin doğru bir şekilde atanmasıdır [31]. Ağırlık atamanın temel amacı, kriterleri bir değer ile eşleştirerek, onların ÇKKV problemindeki göreceli önemini belirlemektir. Bu değerler ÇKKV yöntemi tarafından alternatiflerin değerlendirilmesinde kullanılır [5]. Ağırlık atama yöntemlerinin içsel ve dışsal tipler olarak Zardari ve diğerleri [5] tarafından sınıflandırılması Şekil 2.3'de gösterilmektedir.

Wang ve diğerleri [30], skor sıralamalı yöntemleri; öznel, nesnel ve karma ağırlıklama yöntemleri olarak üç grupta sıralamıştır. Öznel yöntemlerde ağırlık ataması, karar vericinin tercihlerine dayandırılarak yapılır. Bunlara örnek, SMART, AHP, SIMOS ve Delphi yöntemleridir. Nesnel yöntemler başlangıç veriyi matematiksel yöntemler ile analiz ederek ağırlık değerleri atamasını yaparlar. Karma yöntemler ise, diğer yöntemlerin toplamsal veya çarpımsal sentezi ile elde edilen melez yöntemlerdir [5].



Şekil 2.3. Ağırlıklama yöntemlerinin şematik diyagramı [5]



Şekil 2.4. Ağırlıklandırma yöntemlerinin sınıflandırması [5]

2.3.1. Entropi yöntemi

Entropi, fiziki bilimlerin yanında sosyal bilimlerde de önemli bir kavram olmuştur [32, 33]. Enformasyon kuramı (information theory) için entropi'nin çok kullanışlı bir anlamı vardır. Şöyle ki; entropi, belli bir mesajın beklenen bilgi içeriğini ölçer [8]. Enformasyon teoride entropi, ayrık olasılık dağılımı P_i ile sunulan belirsizlik miktarının için bir kriterdir [34]. Belirsizliğin bu ölçümü Shannon [35] tarafından aşağıdaki eşitlik ile verilmiştir.

$$S(p_1, p_2, \ldots, p_n) = -k \sum_{j=1}^{n} p_j \ln p_j \,. \tag{2.1}$$

Burada k bir sabit katsayıdır. Entropi ifadesi ilk olarak istatistiksel mekanikte bulunduğundan, p_i olasılık dağılımının entropisi olarak adlandırılmıştır. Bundan dolayı "entropi" ve "belirsizlik" terimleri eşanlamlı olarak değerlendirilir [8]. Tüm p_i değerleri $p_i = 1/n$ değerini aldığında $S(p_1, p_2, \ldots, p_n)$ en büyük değeri alır.

Alternatifler için belirli miktarda bilgi içeren karar matrisi verilmiş ise, entropi, kriterlerin değerlemesinde araç olarak kullanılabilir [32, 36]. Entropi fikri özellikle veri kümeleri arasındaki zıtlığın incelenmesinde kullanılışlıdır. Örneğin, bir kriterde alternatifler birbirine çok benzer değerlere sahipseler, bu kriter kullanışlı değildir. Hatta tüm alternatiflerin değerleri aynı ise o kriter değerlendirmeden çıkarılır. Entropi yöntemi ile veri kümelerindeki belirsizlik ölçülür ve bu belirsizlik (entropi) değeri ile veri kümelerinin farklılaşması ölçülür. Her bir kriter için farklılaşma değerinin toplam farklılaşma içindeki yeri kriterin ağırlık değerini verir.

Şimdi entropi yöntemi ile kriterler için ağırlık değeri belirlenmesi sürecini özetleyelim [8] m alternatifli ve n kritere sahip bir karar verme probleminin mxn boyutlu D karar matrisi aşağıdaki gibi verilmiş olsun.

$$D = \begin{array}{c} \\ A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_i \\ \vdots \\ A_m \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccccc} X_1 & X_2 & \dots & X_j & \dots & X_n \end{array} \\ \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mj} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}_{mxn} \end{array} \tag{2.2}$$

Burada x_{ij} : i. alternatifin j. kritere göre başarı değeridir, $i = 1,2, \dots, m$ ve $j = 1,2, \dots, n$.

A_i satırındaki değerler *i.* alternatifin tüm kriterlere göre başarı değerlerini, X_j sütunundaki değerler ise *j.* kritere göre tüm alternatiflerin başarı değerlerini göstermektedir.

Öncelikle kriterler farklı ölçeklere sahip olduklarından, değerlendirme yapılabilmesi için ölçekten arındırılması, yani normalleştirme işlemi yapılır. Bunun için aşağıdaki eşitlik kullanılır;

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{p=1}^{m} x_{pj}} \quad , i = 1,2, \dots, m \, , j = 1,2, \dots, n. \tag{2.3}$$

Bu eşitlik ile $R = [r_{ij}]_{m \times n}$ normalleştirilmiş karar matrisi elde edilir. Her bir kriter için belirsizlik ölçüsü yani entropi değeri aşağıdaki eşitlik ile bulunur:

$$e_j = -k \sum_{i=1}^{m} r_{ij} \ln r_{ij} \, , \quad j = 1,2, \dots, n \; . \tag{2.4}$$

Burada k değeri $k = \frac{1}{\ln m}$ ile tanımlı sabit katsayıdır ve $0 \leq e_j \leq 1$ garanti altına alınmıştır. e_j değeri *j.* kriterin belirsizlik ölçüsü ya da diğer bir ifadeyle entropi değeridir.

Artık entropi değerini kullanarak farklılaşma derecesi (degree of diversification) d_j, değerlerini her bir kriter için tanımlayabiliriz:

$$d_j = 1 - e_j \; , \quad j = 1,2, \dots, n \tag{2.5}$$

Her bir kriterin farklılaşma derecesini toplam farklılaştırma derecesine oranlayarak kriterlerin ağırlık değerleri hesaplanır:

Çizelge 2.2. Avcı uçağı seçme problemi [8]

	Kriterler *(X_j)*					
Alternatifler	Max. Hız	Uçuş aralığı	Max. Yükleme	Tedarik Maliyeti	Güvenilirlik	Manevra kabiliyeti
(A_i)	(Mach)	(NM)	(Paunt)	($\$x10^6$)	(Yüsek-düşük)	(Yüsek-düşük)
A_1	2	1500	20000	5,5	5	9
A_2	2,5	2700	18000	6,5	3	5
A_3	1,8	2000	21000	4,5	7	7
A_4	2,2	1800	20000	5	5	5

$$W_j = \frac{d_j}{\sum_{p\,=\,1}^{n} d_j} \qquad , \qquad j = 1,2,\ldots,n \ . \tag{2.6}$$

Burada W_j değeri *j*. kriterin ağırlığıdır ve $\sum_{j=1}^{n} W_j = 1$ olduğu aşikârdır.

Entropi yöntemi ile, herhangi bir karar vericinin kişisel görüşlerine ihtiyaç duyulmaksızın, objektif olarak kriter ağırlıkları belirlendiği ve hesaplanması kolay olduğundan oldukça kullanışlıdır [37].

Örnek:Avcı uçağı seçme problemi [8]

Dört alternatifli ve altı kriterli bir avcı uçağı seçme probleminin karar matrisi Çizelge 2.2. de verilmiştir. Entropi yöntemi ile kriterlerin ağırlık değerlerini bulmak için önce Eş. 2.3. kullanılarak normalleştirme veya başka bir deyişle ölçekten arındırma işlemi yapılır.
Bu işlemi şöyle gösterebiliriz; örneğin;

$$r_{32} = \frac{x_{32}}{x_{12} + x_{22} + x_{32} + x_{42}} = \frac{2000}{1500 + 2700 + 2000 + 1800} = \frac{2000}{8000} = 0{,}25$$

Çizelge 2.3'de normalleştirilmiş karar matrisi yer almaktadır.

Çizelge 2.3. Normalleştirilmiş karar matrisi

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
A_1	0,2353	0,1875	0,2532	0,2558	0,25	0,3462
A_2	0,2941	0,3375	0,2278	0,3023	0,15	0,1923
A_3	0,2118	0,25	0,2658	0,2093	0,35	0,2692
A_4	0,2588	0,225	0,2532	0,2326	0,25	0,1923

Şimdi de sırasıyla Eş. 2.4, 2.5 ve 2.6 ile her bir kriter için e_j, d_j ve W_j değerleri elde edilir. Bu değerlerin elde edilişine sırayla örnekler verelim;

$$e_2 = -\frac{1}{ln4}\sum_{i=1}^{4} r_{i2}\, ln\, r_{i2} = -\frac{1}{ln4}(0{,}1875 ln 0{,}1875 + \cdots + 0{,}225 ln 0{,}225) =$$

$$= -0{,}721[(-0{,}3138) + (-0{,}3678) + (-0{,}3465) + (-0{,}3356)] = 0{,}9829$$

$$d_2 = 1 - e_2 = 1 - 0{,}9829 = 0{,}0171$$

$$W_2 = \frac{d_2}{\sum_{j=1}^{6} d_j} = \frac{0{,}0171}{0{,}0054 + 0{,}0171 + \cdots + 0{,}0230} = \frac{0{,}0171}{0{,}0832} = 0{,}2055$$

Elde edilen değerler Çizelge 2.3.'de verilmiştir.

Çizelge 2.4. e_j, $d_j$ve $W_j$değerleri

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
e_j	0,9946	0,9829	0,9989	0,9931	0,9703	0,9770
d_j	0,0054	0,0171	0,0011	0,0069	0,0297	0,0230
W_j	0,0649	0,2055	0,0133	0,0829	0,3570	0,2764

Sonuçlar, kriterlerin önem ağırlıklarının sırasıyla, $W_5 = 0{,}3570$, $W_6 = 0{,}2764$, $W_2 = 0{,}2055$, $W_4 = 0{,}0829$, $W_1 = 0{,}0649$ ve $W_3 = 0{,}0133$ olduğunu belirtmektedir. Buna göre, önem düzeyi en yüksek kriter güvenilirlik kriteri ve en düşüğü ise maksimum yükleme kriteri olmuştur.

Entropi değerlerini hesapladığımız Eş. 2.4.'de logaritma fonksiyonu yer aldığı için, negatif değerlerin bulunduğu karar problemlerinde problem olabilmektedir. Bu sorunu çözebilmek için çeşitli yaklaşımlar önerilmiştir. Zhang ve diğerleri [38] *z-değeri* standartlaştırma dönüşümü yaparak negatif değer sorununu aşmayı önermiştir. Yöntemi şöyle özetleyelim:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \overline{X_J}}{S_j} \tag{2.7}$$

Verilen karar matrisinin her bir x_{ij} elemanına Eş. 2.7. uygulanarak standartlaştırma dönüşümü yapılır. Burada $\overline{X_J}$ ve S_j değerleri, j. kriterin sırasıyla ortalaması ve standart sapmalarıdır. Daha sonra,

$$x'_{ij} = z_{ij} + A \tag{2.8}$$

Denklemi ile pozitifleştirme yapılır. Burada $A > \left|Min\ z_{ij}\right|$ olacak şekilde seçilir.

Bir diğer yaklaşım ise Chang ve Wang [39] tarafından önerilen Şekil 2.9.'daki dönüşüm fonksiyonudur.

$$f_j(x) = \frac{A_j - B_j}{sign(A_j)INT\big(ABS(A_j)\big) - sign(B_j)INT(ABS(B_j))} * \left[x - INT(B_j)\right], \ \ j = 1,2,\dots n \tag{2.9}$$

Burada;

$$A_j = Max\ \left(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}\right), j = 1,2,\dots n \tag{2.10}$$

$$B_j = Min\ \left(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}\right), j = 1,2,\dots n \tag{2.11}$$

Ayrıca *sign, INT* ve *ABS* ifadeleri sırasıyla işaret, tam değer ve mutlak değer fonksiyonlarını ifade ederler.

2.3.2. Öz vektör (Eigenvector) yöntemi

Bir karar verme probleminde karar vericinin, her hangi iki kriterin göreceli önemi hakkında bir yargıya sahip olduğunu varsayarsak, n tane kriter içeren bir ÇKKV problemi için $n.(n-1)/2$ tane yargı değeri mevcut olur. Yargılarda bazı tutarsızlıklara izin verildiğini varsayalım. Bu değerler ile ikili karşılaştırmalar matrisini oluşturabiliriz.

$$A = \begin{array}{c} \\ A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_i \\ \vdots \\ A_n \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccccc} A_1 & A_2 & \dots & A_j & \dots & A_n \end{array} \\ \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} & \dots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nj} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}_{nxn} \end{array} \tag{2.12}$$

Burada a_{ij} değeri $i.$ kriterin, $j.$ kriterden ne kadar daha önemli olduğunu belirtir. Saaty [15], ikili karşılaştırma matrisinin özdeğer prensibini kullanarak, ölçek oranları yöntemini tanıtmıştır. Yöntemi şöyle özetleyebiliriz [7,8].

W_j , $j = 1,2,\dots,n$ ağırlık değerleri ise $a_{ij} = \frac{w_i}{w_j}$ olduğunadan ikili karşılaştırma matrisi;

$$A = \begin{bmatrix} \frac{W_1}{W_1} & \frac{W_1}{W_2} & \cdots & \frac{W_1}{W_n} \\ \frac{W_2}{W_1} & \frac{W_2}{W_2} & \cdots & \frac{W_2}{W_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{W_n}{W_1} & \frac{W_n}{W_2} & \cdots & \frac{W_n}{W_n} \end{bmatrix} \tag{2.13}$$

Bu matris tüm elemanları pozitif olan bir *"tersinir (reciprocal) matris"* tir. Bu matris;

$$a_{ij} = 1/a_{ji} \tag{2.14}$$

$$a_{ij} = a_{ik}/a_{kj} \tag{2.15}$$

özelliklerini sağlar.

A matrisini $\underline{W} = (W_1, W_2, \dots, W_n)^T$ ağırlıklar matrsinin devriği (transpozesi) şeklinde tanımlı $\underline{W}$ matrisi ile çarparsak;

$$A.\underline{W} = \begin{bmatrix} \frac{W_1}{W_1} & \frac{W_1}{W_2} & \cdots & \frac{W_1}{W_n} \\ \frac{W_2}{W_1} & \frac{W_2}{W_2} & \cdots & \frac{W_2}{W_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{W_n}{W_1} & \frac{W_n}{W_2} & \cdots & \frac{W_n}{W_n} \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ W_n \end{bmatrix} = n\underline{W} \tag{2.16}$$

buradan,

$$(A - nI)\underline{W} = 0 \tag{2.17}$$

elde edilir. Eş. 2.15'deki tutarlılık özelliğinden dolayı Eş. 2.17 homojen doğrusal denklem sisteminin çözümü tektir. Genel olarak W_i/W_j değeri bilinemez, ancak tahmin edilebilir. Diğer bir deyişle, insan yargıları çoğu zaman Eş. 2.15 tutarlılığını sağlayacak şekilde tam doğru olamaz. Bu sebeple, A ve $\underline{W}$ matrisleri yerine, bunların tahminleri olan A' ve $\underline{W'}$ matrisleri kullanılarak aşağıdaki eşitlik elde edilir;

$$A'\underline{W'} = \lambda_{max}\underline{W'} \tag{2.18}$$

Burada λ_{max} değeri, A' matrisinin en büyük özdeğeri olarak tanımlanmıştır. Eş. 2.18'deki homojen denklem sistemi çözülerek, $\underline{W'}$ matrisi ile ağırlıklar tahmini yapılmış olur.

Örnek [8:43] Aşağıda verilen pozitif ikili karşılaştırma matrisi *A* için ağırlıkları bulalım.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1/3 & 1/2 \\ 3 & 1 & 3 \\ 2 & 1/3 & 1 \end{bmatrix}$$

önce $(A - \lambda I)$ matrsini sıfıra eşitleyelim;

$$\det(A - \lambda I) = \begin{vmatrix} 1-\lambda & 1/3 & 1/2 \\ 3 & 1-\lambda & 3 \\ 2 & 1/3 & 1-\lambda \end{vmatrix} = 0$$

buradan A matrisinin en büyük özdeğeri $\lambda_{max} = 3{,}0536$ bulunur. Bulunan özdeğeri kullanarak homojen denklem sistemi aşağıdaki gibi oluşturulur:

$$\begin{bmatrix} -2{,}0536 & 1/3 & 1/2 \\ 3 & -2{,}0536 & 3 \\ 2 & 1/3 & -2{,}0536 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ W_3 \end{bmatrix} = 0$$

Homojen denklem sistemi, $\sum_{i=1}^{3} W_i = 1$ koşulu altında çözüldüğünde; $W_1 = 0{,}1571$, $W_2 = 0{,}5936$ ve $W_3 = 0{,}2493$ olarak bulunur.

Çizelge 2.5. Ölçekler ve tanımlamaları [15]

Önem Yoğunluğu	*Tanım*	*Açıklama*
1	Eşit önemde	İki aktivitenin amaca katkısı eşit
3	Birinin diğerine zayıf bir önemi var	Deneyim ve kanı birini diğerine azda olsa tercih ettiriyor
5	Esaslı veya güçlü önem	Deneyim ve kanı birini diğerine güçlü tercih ettiriyor
7	Gösterilen önem	Aktivite güçlü bir şekilde tercih ediliyor ve üstünlüğü pratikte gösterildi
9	Mutlak önem	Deliller bir aktiviteyi diğerinden mümkün olan en üs seviyede gösteriyor
2,4,6,8	Ara değerler	Karşılaştırmada ihtiyaç duyulduğunda

Ölçek oranları W_i/W_j ‘leri değerlendirmek için Saaty [15], Çizelge 2.5’de önem sıralamasını gösteren bir önem yoğunluğu ölçeği vermiştir.

2.3.3. Ağırlıklı en küçük kareler yöntemi

Ağırlıklandırma için ağırlıklı En Küçük Kareler Yöntemi (Weighted Least Square Method) Chu ve diğerleri tarafından sunulmuştur [16]. Bu yöntem Saaty’nin öz vektör yöntemine benzemekle beraber, eşanlı lineer denklemlerinin çözümünü içerdiğinden kavramsal olarak anlaşılması daha kolaydır.

Saaty’nin [15] Eş. 2.12’deki ikili karşılaştırmalar matrisini göz önüne alırsak, ağırlıklı en küçük kareler yöntemi, önem yoğunluğu ölçeği a_{ij} ile ağırlıklar oranı W_i/W_j arasındaki farkın minimize edilerek ağırlıkların tespit edilmesini önermektedir.

Yöntemi aşağıdaki gibi özetliyebiliriz [16]:

$$a_{ij} \approx \frac{w_i}{w_j} \tag{2.19}$$

Ağırlıklar aşağıdaki kısıtlı optimizasyon probleminin çözümüyle elde edilir.

$$min\, z = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} (a_{ij} W_j - W_j)^2 \tag{2.20}$$

$$\text{s.t.} \qquad \sum_{i=1}^{n} W_i = 1 \tag{2.21}$$

İlave bir kısıt $W_i > 0$ kısıtıdır fakat, bu kısıt olmadan da çözüme ulaşıcağını öngörüyoruz. z 'yi minimize etmek için *Lagrange fonksiyonu* düzenlenir:

$$L = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} (a_{ij} W_j - W_j)^2 + 2\lambda(\sum_{i=1}^{n} W_i - 1) \tag{2.22}$$

Burada λ *Lagrange çarpanıdır*. Minimizasyon için Eş. 2.22'deki fonksiyon W_l değişkenlerine göre türev alınarak sıfıra eşitlenir ve Eş. 2.23'deki denklemler elde edilir.

$$\sum_{i=1}^{n} (a_{il} W_l - W_i)\, a_{il} - \sum_{j=1}^{n} \left(a_{lj} W_j - W_l\right) + \lambda = 0, \quad l = 1,2, \ldots, n \tag{2.23}$$

Eş. 2.21 ve 2.23'deki denklemler (n+1) bilinmeyenli homojen olmayan lineer denklemlerdir. Örneğin n=2 için denklemler ($a_{ii} = 1, \forall i$ olduğunu hatırlatalım) aşağıdaki gibi olur:

$$(1 + {a_{21}}^2) W_1 - (a_{12} + a_{21}) W_2 + \lambda = 0$$
$$-(a_{21} + a_{12}) W_1 + (1 + {a_{12}}^2) W_2 + \lambda = 0$$

$$W_1 + W_2 = 1$$

Verilen a_{ij} katsayıları ile yukarıdaki denklemler, $W_1, W_2\ ve\ \lambda$ için çözülebilir.

Genellikle Eş. 2.23 ile Eş. 2.21 matris formunda ifade edilebilir.

$$B\underline{W} = \underline{m} \tag{2.24}$$

Burada;

$\underline{W} = (W_1, W_2, \dots, W_n + \lambda)^T$

$\underline{m} = (0,0, \dots, 1)^T$

$B = (m+1) \times (n+1)$ boyutlu b_{ij} elemanlı matris

$b_{ii} = (n-1) + \sum_{j=1}^{n} a_{ij}{}^2, \qquad i,j = 1,2, \dots, n$

$b_{ij} = -\left(a_{ij} + a_{ji}\right), \qquad i,j = 1,2, \dots, n$

$b_{k,n+1} = b_{n+1,k} = 1, \qquad k = 1,2, \dots, n$

$b_{n+1,n+1} = 0$

Örnek: [8] Saaty [15]'nin ikili karşılaştırmalar matrisini hatırlayalım,

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1/3 & 1/2 \\ 3 & 1 & 3 \\ 2 & 1/3 & 1 \end{bmatrix}$$

$n = 3$ için Eş.2.24 aşağıdaki gibi olur;

$$(a_{21}{}^2 + a_{31}{}^2 + 2)W_1 - (a_{12} + a_{21})W_2 - (a_{13} + a_{31})W_3 + \lambda = 0$$
$$-(a_{21} + a_{12})W_1 + (a_{12}{}^2 + a_{32}{}^2 + 2)W_2 - (a_{23} + a_{32})W_3 + \lambda = 0$$
$$-(a_{31} + a_{13})W_1 - (a_{32} + a_{23})W_2 + (a_{13}{}^2 + a_{23}{}^2 + 2)W_3 + \lambda = 0$$
$$W_1 + W_2 + W_3 = 1$$

Yukarıdaki denklemlerde a_{ij} değerlerini yazarsak aşağıdaki denklemler elde edilir:

$$15W_1 - \tfrac{10}{3}W_2 - \tfrac{5}{2}W_3 + \lambda = 0$$
$$-\tfrac{10}{3}W_1 + \tfrac{20}{9}W_2 - \tfrac{10}{3}W_3 + \lambda = 0$$

$$-\tfrac{5}{2}W_1 - \tfrac{10}{3}W_2 + \tfrac{45}{4}W_3 + \lambda = 0$$

$$W_1 + W_2 + W_3 = 1$$

Denklem sistemi çözüldüğünde; $\underline{W}^T = (0{,}1735;\ 0{,}6059;\ 0{,}2206)$ çözümü elde edilir. Elde edilen ağırlık değerleri, Saaty'nin özvektör yöntemi ile elde edilen $\underline{W}^T = (0{,}1571, 0{,}5936, 0{,}2493)$ değerlerine oldukça yakındır.

2.3.4. CRITIC yöntemi

Diakoulaki ve diğerleri [40], kriterler arasındaki zıtlığı belirlemek için korelasyon analizini kullanarak, CRITIC (The Criteria Importance Through Intercriteria Correlation) yöntemini önermişlerdir. Yöntemi şöyle özetleyebiliriz: m alternatif ve n kriter içeren bir ÇKKV problemini ele alalım [40]. f_j^* ve f_j^- değerleri j. kriter için sırasıyla en iyi ve en kötü değerler olmak üzere, normalleştirilmiş değerler Eş. 2.25 ile hesaplanır;

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - f_j^-}{f_j^* - f_j^-} \tag{2.25}$$

Normalleştirilmiş karar matrisinin sütunları(kriterleri) arasındaki korelasyon katsayısı l_{kj} ile gösterilsin. O zaman $j\ inci$ kriter ile kriterler arasındaki zıtlık;

$$\sum_{k=1}^{n}(1 - l_{kj}) \tag{2.26}$$

formülü ile verilir. Burada daha genel bir ölçüm yapabilmek için korelasyon katsayısı olarak Spearman sıra korelasyon katsayısı kullanılır.

ÇKKV problemlerinde karar matrisinin içerdiği bilgi, kriterler arasındaki zıtlığın yoğunluğu ve kriterler arasındaki zıtlık ile alakalıdır. O zaman, j inci kriterde yayılmış olan bilgi miktarı C_j, aşağıdaki çarpımsal bütünleştirme formülü ile ifade edilir;

$$C_j = \sigma_j \sum_{k=1}^{n}(1 - l_{kj}) \tag{2.27}$$

Geçmişteki analizlere göre, daha yüksek C_j değeri bilgi miktarının daha yüksek olduğunu işaret ettiğinden, ilgili kriterin göreceli önemi yani ağırlık değeri de yüksek olur. O zaman nesnel ağırlıklar aşağıdaki normalleştirme formülü ile sunulur;

$$W_j = \frac{C_j}{\sum_{k=1}^{n} C_k} \tag{2.28}$$

2.3.5. Standart sapma yöntemi

Standart Sapma (SD) yöntemi, Entropi yöntemine benzer olarak alternatifler arasında yakın değerlere sahip kriterlere düşük ağırlık değeri atamaktadır [5]. SD yöntemi aşağıdaki eşitlikleri kullanarak kriter ağırlıklarını belirlemektedir [40, 41].

$$W_j = \frac{\sigma_j}{\sum_{k=1}^{n} \sigma_k} \qquad , j = 1,2, \dots , n \tag{2.29}$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m} \left(x_{ij} - \overline{x}_{ij}\right)^2}{m}} \qquad , j = 1,2, \dots , n \tag{2.30}$$

SD yöntemi kriterlerin ölçek farklılığından çok etkilenebileceği için, öncelikle karar matrisinin normalleştirilmesi uygun olacaktır.

2.3.6. İstatistiksel varyans prosedürü

İstatistiksel Varyans Prosedürü, nesnel ağırlıkların türetildiği bir yöntemdir. Öncelikle bilginin istatistiksel varyansı aşağıdaki gibi hesaplanır [5].

$$V_j = (1/m) \sum_{i=1}^{m} \left(x_{ij} - \overline{x}_j\right)^2 \qquad , \qquad j = 1,2, \dots , n \tag{2.31}$$

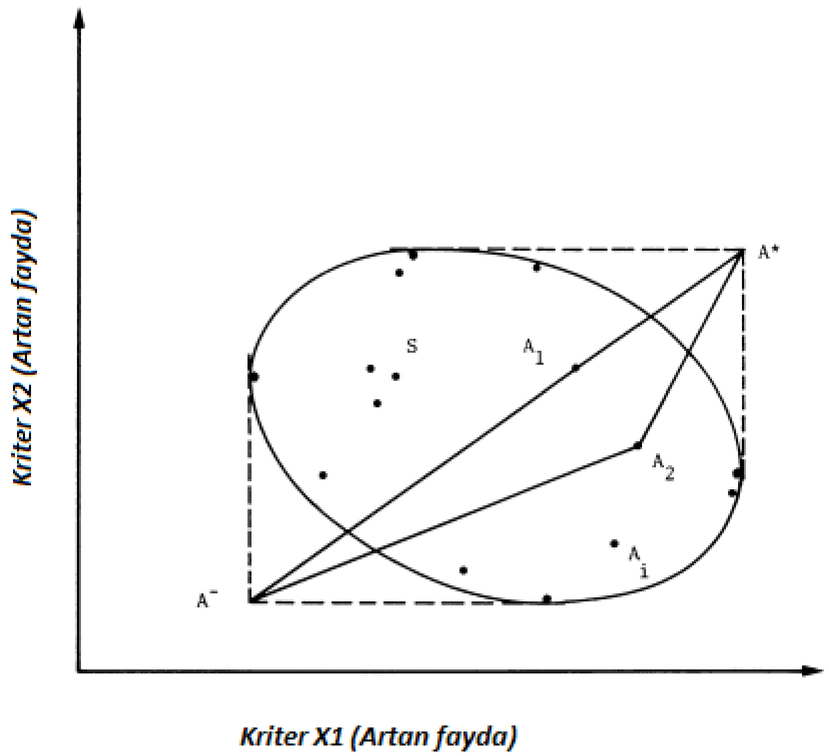
$$W_j = \frac{V_j}{\sum_{k=1}^{n} V_k} \qquad , \qquad j = 1,2, \dots , n \tag{2.32}$$

2.4. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri

2.4.1. TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) yöntemi

TOPSIS yöntemi, ÇKKV problemlerinin çözümünde en çok kullanılan yöntemlerden biridir. Behzadian ve diğerleri [42]'nin araştırmasına göre, 2000 yılı ile 2012 yılları arasında çeşitli alanlarda 266 makalede TOPSIS yöntemi ile uygulama yapılmıştır. Bu alanlar ve bazı örnek çalışmalar; tedarik zinciri ve lojistik [43-45], tasarım, mühendislik ve imalat sistemleri [46-48], işletme ve pazarlama yönetimi [49-51], sağlık, güvenlik ve çevre yönetimi [52-55], insan kaynakları yönetimi [56, 57], enerji yönetimi [58,59], kimya mühendisliği [60, 61], su kaynakları yönetimi [62-64] ve diğer [65-67] alanlardır.

Yoon ve Hwang [68, 69] tarafından geliştirilen TOPSIS yöntemi, ideal çözüme en yakın ve negatif-ideal çözüme en uzak olan alternatifin seçilmesi prensibi üzerine inşa edilmiştir. Kriterlerin fayda değerlerinin monoton artan (veya azalan) yapıda varsayılır. İdeal çözüm, ulaşılabilen tüm en iyi kriter değerleri ve negatif-ideal çözüm ise ulaşılabilen tüm en kötü kriter değerleri olarak tanımlanmıştır [8]. Bir yaklaşıma göre, ideal çözüme geometrik olarak en kısa Öklid uzaklığı, aynı zamanda negatif-ideal çözümden en uzaktadır [36,70]. Fakat bazen seçilen bir alternatif, ideal çözüme en yakın olduğu halde, negatif-ideal çözüme diğer alternatif ya da alternatiflerden daha yakın olabilir. Hwang [8]'ın Şekil 2.5'de verdiği örnekte, A_1 alternatifi ideal çözüm A^*'a en yakın uzaklığa sahip iken, negatif-ideal çözüm A^-'e, diğer bir alternatif A_2'den daha yakındır. TOPSIS, ideal çözüme göreceli en yakınlığı alarak, ideal çözüme en yakınlık ile eş anlı olarak negatif-ideal çözüme en uzak olmayı sağlar. Dasarathy [71]'nin çok boyutlu veri dizilerinin kümelemesinde kullandığı bu basit benzerlik ölçümü yöntemi, kesin bir çözüm tercihi sıralaması sağlar.



Şekil 2.5. İki boyutlu uzayda ideal ve negatif-ideal çözümlere Öklid uzaklıkları [8]

TOPSIS sürecini aşağıdaki gibi özetleyebiliriz [8,14] Eş. 2.2'deki *D* karar matrisini göz önüne alalım.

TOPSIS karar matrisindeki her bir kriterin monoton artan veya monoton azalan fayda olduğunu varsayar. Başka bir deyişle, yarar kriteri için en büyük değer, maliyet kriteri için en küçük değer tercih edilir. Ayrıca sayısal olmayan çıktı değerleri sayısallaştırılmalıdır. Yöntem tüm kriterleri eşit önemde kabul eder, ağırlıklandırmayı karar vericiye bırakır.

Adım 1: Normalleştirilmiş karar matrisi inşa edililmesi: Bu işlem çeşitli ölçeklerdeki kriterleri ölçekten arındırarak, kriterler arasında karşılaştırmaya izin verir. Bu işlemin bir yolu, her bir kriter değerinin kendi kriterinin tüm değerlerinin normuna bölünmesidir.

Normalleştirilmiş karar matrisi R'nin bir elemanı r_{ij}'yi aşağıdaki gibi hesaplarız;

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{p=1}^{m} (x_{pj})^2}} \quad , i = 1,2, \dots , m \, , j = 1,2, \dots , n \qquad (2.33)$$

Adım 2: Ağırlıklı normalleştirilmiş karar matrisnin inşa edilmesi: Bu adımda ağırlıklar kümesi $\underline{W} = (W_1, W_2, \dots, W_n)^T$, $\sum_{i=1}^{n} W_i = 1$, karar verici tarafından karar matrisni uygulanır. Bu matris, R matrisinin sütun elemanlarının karşılık gelen W_j ağırlık değeriyle çarpılmasıyla elde edilir. Böylece ağırlıklandırılmış normal karar matrisi V elde edilmiş olur.

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1j} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2j} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{i1} & v_{i2} & \dots & v_{ij} & \dots & v_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mj} & \dots & v_{mn} \end{bmatrix}_{mxn}$$

$$= \begin{bmatrix} W_1 r_{11} & W_2 r_{12} & \dots & W_j r_{1j} & \dots & W_n r_{1n} \\ W_1 r_{21} & W_2 r_{22} & \dots & W_i r_{2j} & \dots & W_n r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ W_1 r_{i1} & W_2 r_{i2} & \dots & W_j r_{ij} & \dots & W_n r_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ W_1 r_{m1} & W_2 r_{m2} & \dots & W_j r_{mj} & \dots & W_n r_{mn} \end{bmatrix}_{mxn} \tag{2.34}$$

Adım 3: İdeal ve negatif-ideal çözümlerin belirlenmesi: İki tane yapay alternatif A^*(ideal çözüm) ve A^-(negatif ideal çözüm) şöyle tanımlansın:

$$A^* = \left\{\left(\max_i v_{ij} | j \in J\right), \left(\min_i v_{ij} | j \in J'\right) \mid i = 1,2, \dots, m\right\}$$
$$= \{v_1^*, v_2^*, \dots, v_j^*, \dots, v_n^*\} \tag{2.35}$$

$$A^- = \left\{\left(\min_i v_{ij} | j \in J\right), \left(\max_i v_{ij} | j \in J'\right) \mid i = 1,2, \dots, m\right\}$$
$$= \{v_1^-, v_2^-, \dots, v_j^-, \dots, v_n^-\} \tag{2.36}$$

burada ,

$$J = \{j = 1,2, \dots, n \mid fayda\ kriteri\ olduğunda\}$$
$$J' = \{j = 1,2, \dots, n \mid maliyet\ kriteriolduğunda\}$$

Böylece en çok tercih edilen alternatif A^{*}(ideal çözüm) ve en az tercih edilen alternatif A^{-}(negatif ideal çözüm) oluşturulmuş olur.

Adım 4: Ayırma ölçüsü hesaplanması: Herhangi iki alternatif arasındaki ayırım ölçüsü *n-boyutlu* Öklid uzaklığı ile ölçülebilir.

Her bir alternatifin ideal çözümden ayırım ölçüsü S_{i^*} ve negatif-ideal çözümden ayrılma ölçüsü S_{i^-} aşağıdaki gibi verilmiştir;

$$S_{i^*} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} (v_{ij} - v_j^*)^2} \ , \qquad i = 1,2, \dots, m \tag{2.37}$$

$$S_{i^-} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} (v_{ij} - v_j^-)^2} \ , \qquad i = 1,2, \dots, m \tag{2.38}$$

Adım 5: İdeal çözüme göreli yakınlığın hesaplanması: A_i alternatifinin ideal çözüm A^{*}'a göreli uzaklığı şöyle hesaplanır:

$$C_{i^*} = S_{i^-} / (S_{i^*} - S_{i^-}) \ , \qquad 0 < C_{i^*} < 1 \ , \qquad i = 1,2, \dots, m \tag{2.39}$$

Eğer $A_i = A^*$ ise $C_{i^*} = 1$ ve $A_i = A^-$ ise $C_{i^*} = 0$ olur. Bir A_i alternatifi A^{*}'a yaklaşırsa C_{i^*}'da 1'e yaklaşır.

Adım 6: Tercihlerin sıralanması: Alternatifler, C_{i^*} değerlerinin azalan sıralamasına göre tercih sıralaması yapılır.

Örnek: [8]. Çizelge 2.1'de verilen avcı uçağı seçme problemini göz önüne alalım. Problemde X_4 kriteri fayda yönlü, diğer kriterler maliyet yönlü kriterlerdir.

1. Eş. 2.33 kullanılarak normalleştirilmiş karar matrisi hesaplanır. Mesela r_{15}elemanını hesaplayalım:

$$r_{15} = \frac{x_{15}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{4} {x_{i5}}^2}} = \frac{5}{\sqrt{5^2+3^2+7^2+5^2}} = \frac{5}{\sqrt{108}} = 0{,}4811$$

$$R = \begin{bmatrix} 0{,}4671 & 0{,}3662 & 0{,}5056 & 0{,}5063 & 0{,}4811 & 0{,}6708 \\ 0{,}5839 & 0{,}6591 & 0{,}4550 & 0{,}5983 & 0{,}2887 & 0{,}3727 \\ 0{,}4204 & 0{,}4882 & 0{,}5308 & 0{,}4143 & 0{,}6736 & 0{,}5217 \\ 0{,}5139 & 0{,}4392 & 0{,}5056 & 0{,}4603 & 0{,}4811 & 0{,}3727 \end{bmatrix}$$

2. Eş. 2.34 ile ağırlıklı karar matrisi hesaplanır. Burada ağırlıklar matrisinin $\underline{W} = (W_1, W_2, \ldots, W_6)^T = (0{,}2; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}2; 0{,}3)^T$ olduğunu varsayarsak ağırlıklı karar matrsi:

$$V = \begin{bmatrix} 0{,}0934 & 0{,}0366 & 0{,}0506 & 0{,}0506 & 0{,}0962 & 0{,}2012 \\ 0{,}1168 & 0{,}0659 & 0{,}0455 & 0{,}0598 & 0{,}0577 & 0{,}1118 \\ 0{,}0841 & 0{,}0488 & 0{,}0531 & 0{,}0414 & 0{,}1347 & 0{,}1565 \\ 0{,}1028 & 0{,}0439 & 0{,}0506 & 0{,}0460 & 0{,}0962 & 0{,}1118 \end{bmatrix}$$

3. İdeal ve negatif-ideal çözümler belirlenir.

$$A^* = \left(\max_i v_{i1}\,,\ \max_i v_{i2}\ ,\max_i v_{i3}\,,\ \min_i v_{i4}\,,\max_i v_{i5}\,,\max_i v_{i6}\right)$$

$$= (0{,}1168;\ 0{,}0659;\ 0{,}0531;\ 0{,}0414;\ 0{,}1347;\ 0{,}2012)$$

$$A^- = \left(\min_i v_{i1}\,,\ \min_i v_{i2}\ ,\min_i v_{i3}\,,\ \max_i v_{i4}\,,\min_i v_{i5}\,,\min_i v_{i6}\right)$$

$$= (0{,}0841;\ 0{,}0366;\ 0{,}0455;\ 0{,}0598;\ 0{,}0577;\ 0{,}1118)$$

4. Ayırma ölçüleri hesaplanır:

$$S_{i^*} = \sqrt{\sum_{j=1}^{6} (v_{ij} - {v_j}^*)^2}\,, \qquad i = 1{,}2{,}3{,}4$$

$$S_{1^*} = 0{,}0545;\ \ S_{2^*} = 0{,}1197;\ \ S_{3^*} = 0{,}0580;\ \ S_{4^*} = 0{,}1009$$

$$S_{i^-} = \sqrt{\sum_{j=1}^{6} (v_{ij} - v_j^-)^2}, \qquad i = 1,2,3,4$$

$S_{1^-} = 0{,}0983;\ S_{2^-} = 0{,}0439;\ S_{3^-} = 0{,}0920;\ S_{4^-} = 0{,}0458$

5. İdeal çözüme göreli yakınlık hesaplanır:

$C_{1^*} = S_{1^-}/(S_{1^*} + S_{1^-}) = 0{,}643;\ C_{2^*} = 0{,}268;\ C_{3^*} = 0{,}613;\ C_{4^*} = 0{,}312$

6. Tercih sıralamsı yapılır: C_{1^*} değerlerinin azalan sıralaması ile tercih sıralaması şöyle olur:

A_1, A_3, A_4, A_2

2.4.2. PROMETHEE yöntemi

PROMETHEE (Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations) I ve PROMETHEE II yöntemleri 1982 yılında J.P. Brans [72] tarafından önerilmiştir. PROMETHEE I yöntemi kısmi sıralamayı, PROMETHEE II yöntemi ise tam sıralamayı hedeflemektedir. Birkaç yıl sonra Brans ve Mareschal [73], PROMETHEE III (aralıklar tabanlı sıralama) ve PROMETHEE IV (sürekli durumlar) yöntemlerini geliştirdiler. Aynı yazarlar 1988 yılında POMETHEE yönteminin grafiksel sunumu olan görsel etkileşimli GAIA modülünü önerdiler [74]. Yine Brans ve Mareschal 1992 ve 1994 yıllarında iki uzantı; PROMETHEE V [75] ve PROMETHEE VI[76] önermişlerdir.

Bankacılık, endüstriyel yerleşim, insan gücü planlaması, yatırım, tıp, kimya, sağlık hizmetleri, turizm gibi bir çok alanda önemli sayıda başarılı PROMETHEE yöntemi uygulamaları yapılmıştır [77-87].

PROMETHEE yöntemini şöyle özetleyebiliriz [88-90];

Aşağıdaki çok kriterli problemi ele alalım;

$$\max \ \{g_1(a), g_2(a), \ldots, g_k(a) | a \in A\} \tag{2.40}$$

Burada, A kümesi mümkün alternatifler kümesi $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ve $\{g_1(.), g_2(.), \dots, g_k(.)\}$ Kümesi ise değerlendirme kriterleri kümesidir. Burada bazı kriterlerin minimize edilebileceği dikkate alınmamıştır.

Her hangi iki alternatif $a, b \in A$ arasında karşılaştırma yapmak istediğimizde, bu karşılaştırmayı tercih anlamında ifade etmemiz gerekir. Bu amaçla tercih fonksiyonu P aşağıdaki gibi tanımlansın;

$$P_j(a,b) = F_j\left[d_j(a,b)\right] \quad \forall a, b \in A \tag{2.41}$$

$$d_j(a,b) = g_j(a) - g_j(b) \tag{2.42}$$

$$0 \leq P_j(a,b) \leq 1 \tag{2.43}$$

Bir kriter maksimize edildiğinde, $P_j(a,b)$ fonksiyonu, $g_j(.)$ kriteri için a alternatifinin, b alternatifine tercih değerlendirmesini verir. Eğer $d_j(a,b)$ sapma değeri negatif ise $P_j(a,b) = 0$ olur. Başka bir deyişle;

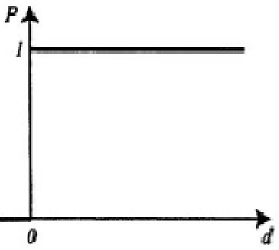
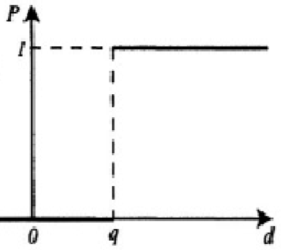
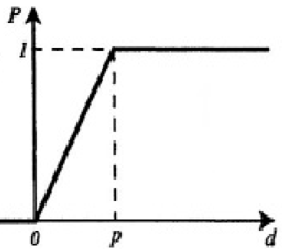
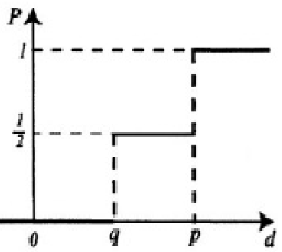
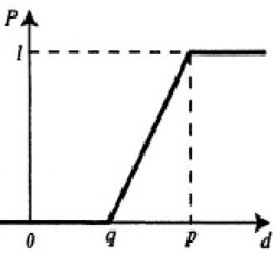
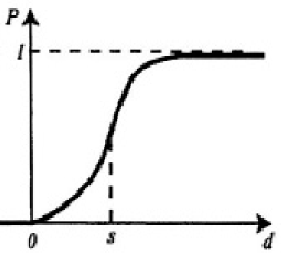
$$P_j(a,b) > 0 \Rightarrow P_j(b,a) = 0 \tag{2.44}$$

Eğer bir kriterin minimize edilmesi gerekiyor ise, $P_j(a,b) = F_j\left[-d_j(a,b)\right]$ şeklinde tanımlanır.

Kriterlerin durumuna göre Brans [72], altı tür tercih fonksiyonu önermiştir. Bu fonksiyon tiplerinin grafikleri ve tanımları Çizelge 2.6’da gösterilmektedir.

Tercih fonksiyonlarında kullanılan parametreler; q farksızlık, p kesin tercih ve s ise diğer iki parametre arası eşik değerleri olarak tanımlanmıştır. İlgili kriter için tercih fonksiyonu seçimi karar vericiye bırakılmıştır.

Çizelge 2.6. Tercih fonksiyonu tipleri [80]

Tip		Tanım	Parametre
Olağan Tip		$P(d)=\begin{cases}0 & d\leq 0\\ 1 & d>0\end{cases}$	–
U-tipi		$P(d)=\begin{cases}0 & d\leq q\\ 1 & d>q\end{cases}$	q
V-tipi		$P(d)=\begin{cases}0 & d\leq 0\\ \frac{d}{p} & 0\leq d\leq p\\ 1 & d>p\end{cases}$	p
Seviyeli		$P(d)=\begin{cases}0 & d\leq q\\ \frac{1}{2} & q<d\leq p\\ 1 & d>p\end{cases}$	p,q
Farksızlık içeren V-tipi		$P(d)=\begin{cases}0 & d\leq q\\ \frac{d-q}{p-q} & q<d\leq p\\ 1 & d>p\end{cases}$	p,q
Gaussian Tip		$P(d)=\begin{cases}0 & d\leq 0\\ 1-e^{-\frac{d^2}{2s^2}} & d>0\end{cases}$	s

PROMETHEE süreci genel olarak ikili karşılaştırmalar üzerine dayanmaktadır.

Toplam tercih indeksleri

$a, b \in A$ ve W_j , j. kriterin ağırlık değeri olmak üzere;

$$\begin{cases} \pi(a,b) = \sum_{j=1}^{k} P_j(a,b) W_j, \\ \pi(b,a) = \sum_{j=1}^{k} P_j(b,a) W_j. \end{cases} \tag{2.45}$$

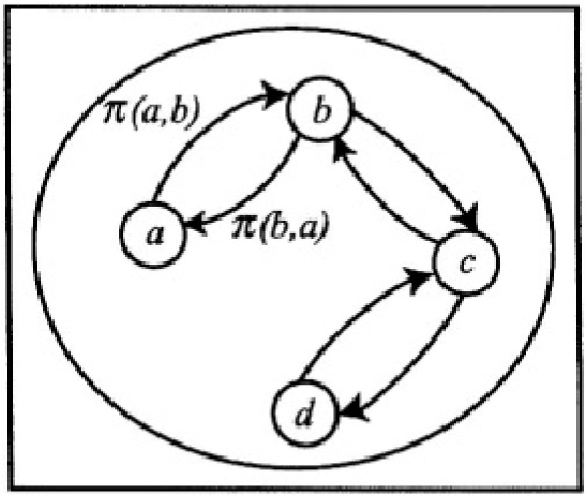
Eş. 2.45 ile toplam tercih indeksleri hesaplanır. $\pi(a,b)$ değeri, a alternatifinin b alternatifine, $\pi(b,a)$ ise b alternatifinin a alternatifine tercih derecesini ifade eder. Aşağıdaki özellekler tüm $a, b \in A$ için geçerlidir:

$$\begin{cases} \pi(a,a) = 0, \\ 0 \leq \pi(a,b) \leq 1, \\ 0 \leq \pi(b,a) \leq 1, \\ 0 \leq \pi(a,b) + \pi(b,a) \leq 1. \end{cases} \tag{2.46}$$

Ayrıca;

$$\begin{cases} \pi(a,b) = 0 \text{ ise } a\ b'\text{ye kesin tercih edilmez,} \\ \pi(a,b) \sim 0 \text{ ise } a, b'\text{ye zayıf tercih edilir,} \\ \pi(a,b) \sim 1 \text{ ise } a,\ \ b'\text{ye güçlü tercih edilir,} \\ \pi(a,b) = 1 \text{ ise } a,\ \ b'\text{ye kesin tercih edilir.} \end{cases}$$

olduğu açıktır. Tüm alternatifler için $\pi(a,b)$ ve $\pi(b,a)$ değerleri hesaplandığında, örnek üstünlük grafiği Şekil 2.6'daki gibi olur.



Şekil 2.6. Üstünlük grafiği [88]

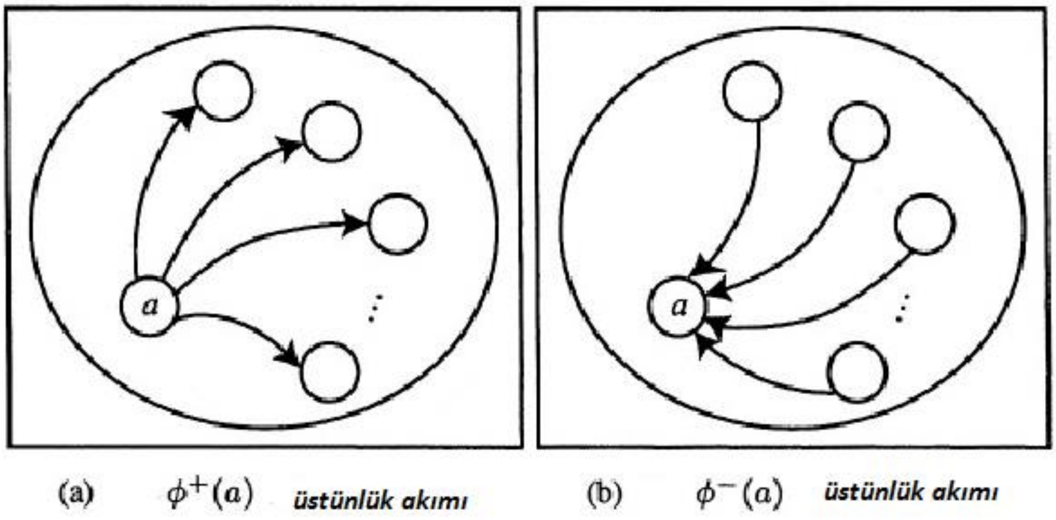
Sıralama akımı

Her bir $a \in A$ alternatifi, $(n-1)$ tane diğer alternatifle karşılaştırılabilir. Pozitif ve negatif üstünlük akımları aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\phi^{+}(a) = \frac{1}{n-1}\sum_{x \in A} \pi(a,x), \tag{2.47}$$

$$\phi^{-}(a) = \frac{1}{n-1}\sum_{x \in A} \pi(x,a), \tag{2.48}$$

Pozitif üstünlük akımı $\phi^{+}(a)$, *a*'nın diğer alternatiflere toplam üstünlüğünü, negatif üstünlük akımı $\phi^{-}(a)$ ise diğer alternatiflerin a üzerindeki toplam üstünlüğünü ifade eder. Şekil 2.7'de üstünlük akımı grafikleri gösterilmektedir.



Şekil 2.7. PROMETHEE üstünlük akımları [88]

$\phi^{+}(a)$ değerinin yüksek olması ve $\phi^{-}(a)$ değerinin düşük olması, a alternatifinin diğer alternatiflerden daha iyi olduğunu ifade eder.

PROMETHEE I kısmi sıralama

PROMETHEE I kısmi sıralaması aşağıdaki kurallar ile belirlenmiştir;

$$\begin{cases} aP^{I}b \iff \begin{cases} \phi^{+}(a) > \phi^{+}(b) \; ve \; \phi^{-}(a) < \phi^{-}(b), \; veya \\ \phi^{+}(a) = \phi^{+}(b) \; ve \; \phi^{-}(a) < \phi^{-}(b), \; veya \\ \phi^{+}(a) > \phi^{+}(b) \; ve \; \phi^{-}(a) = \phi^{-}(b); \end{cases} \\ aI^{I}b \iff \phi^{+}(a) = \phi^{+}(b) \; ve \; \phi^{-}(a) = \phi^{-}(b); \\ aR^{I}b \iff \begin{cases} \phi^{+}(a) > \phi^{+}(b) \; ve \; \phi^{-}(a) > \phi^{-}(b), \; veya \\ \phi^{+}(a) < \phi^{+}(b) \; ve \; \phi^{-}(a) < \phi^{-}(b); \end{cases} \end{cases} \tag{2.49}$$

Burada P^{I}, I^{I} *ve* R^{I} sırasıyla; tercih üstünü, farksız ve karşılaştırılamaz anlamına gelmektedir. $aP^{I}b$ durumunda, yüksek güçlü ve düşük zayıf olduğu için *a, b*'ye tercih edilir. $aI^{I}b$ durumunda, güçlülük ve zayıflık eşit olduğundan alternatifler farksızdır. $aR^{I}b$ durumunda ise, yüksek güçlülük ve yüksek zayıflık veya düşük güçlülük ve düşük zayıflık olduğundan alternatifler karşılaştırılamaz.

PROMETHEE I yöntemi sıralamada ihtiyatlı bir yaklaşım gösterir, birçok durumda sıralama yapamaz.

PROMETHEE II tam sıralama

Eğer karar verici tüm alternatifler arasında karşılaştırma yapmak isterse, PROMETHEE II tam sıralama yapabilir. Tam sıralama (P^{II}, I^{II}) öğelerini içerir. Tüm karşılaştırmalar için net üstünlük akımı aşağıdaki gibi tanımlanmıştır;

$$\phi(a) = \phi^{+}(a) - \phi^{-}(a) \tag{2.50}$$

Net üstünlük akımı değeri daha yüksek olan alternatif daha iyi alternatiftir. O zaman;

$$\begin{cases} aP^{II}b & \Leftrightarrow \quad \phi(a) > \phi(b), \\ aI^{II}b & \Leftrightarrow \quad \phi(a) = \phi(b). \end{cases} \tag{2.51}$$

Net akım fonksiyonu aşağıdaki özellikleri sağlar;

$$\begin{cases} -1 \leq \phi(a) \leq 1, \\ \displaystyle\sum_{x \in A} \phi(x) = 0. \end{cases} \tag{2.52}$$

Alternatiflerin net üstünlük fonksiyonu değerlerinin azalan sırasına göre tercih sıralaması yapılır.

Örnek: [8]. Çizelge 2.1'de verilen avcı uçağı seçme problemini göz önüne alalım. Problemde X_4 kriteri fayda yönlü, diğer kriterler maliyet yönlü kriterlerdir.

Burada ağırlıklar matrisinin $\underline{W} = (W_1, W_2, \dots, W_6)^T = (0{,}2; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}2; 0{,}3)^T$ olduğunu varsayalım. Tercih fonksiyonu olarak Gaussian fonksiyonu seçilsin ve $s = 1/2$ parametre değeri atansın.

Hesaplanan toplam tercih indeksleri matrisi aşağıdaki gibidir:

	A1	A2	A3	A4
A1	0	0,6864	0,3153	0,3000
A2	0,1787	0	0,2249	0,1329
A3	0,4864	0,6999	0	0,7392
A4	0,1547	0,3988	0,0548	0

Tablodaki satırlar ilgili satırdaki alternatif diğer alternatiflere üstünlüklerini, sütunlar ise, diğer alternatiflerin sütundaki alternatife üstünlüklerini göstermektedir.

Pozitif ve negatif üstünlük akımları da şöyledir:

$\phi^{+}(A_1) = 0{,}4339$; $\phi^{+}(A_2) = 0{,}1789$; $\phi^{+}(A_3) = 0{,}6418$; $\phi^{+}(A_4) = 0{,}2028$
$\phi^{-}(A_1) = 0{,}2733$; $\phi^{-}(A_2) = 0{,}5950$; $\phi^{-}(A_3) = 0{,}1983$; $\phi^{-}(A_4) = 0{,}3907$

Buradan da net akım fonksiyonları hesaplanırsa;

$\phi(A_3) = 0{,}4435$; $\phi(A_1) = 0{,}1606$; $\phi(A_4) = -0{,}1879$; $\phi(A_2) = -0{,}4162$

Dolayısıyla PROMETHEE yöntemiyle elde edilen tercih sıralaması;

A_3, A_1, A_4, A_2

şeklinde olur.

2.4.3. MAUT(Multiple Attribute Utility Theory) yöntemi

A.B.D. Enerji Ajansı seksenli yılların sonunda nükleer atıkların depolanması sorunuyla karşı karşıya kalmıştı. Yaklaşık olarak 25 ile 250 milyar dolar arası bir yatırım tahmin ediliyordu. Ajansın kendi yöntemleriyle yaptığı yer seçimi, kriterler arasındaki etkileşimi gö z önüne almadığı için oldukça fazla eleştiri almıştı. Bunun sonunda süreç tekrar gözden geçirilerek kara verme sürecinde Multiple Attribute Utility Theory (MAUT) yaklaşımının kullanılmasına karar verildi. Bu amaçla görevlendirilen Keeny sonuçları bir raporda özetledi [91].

MAUT yönteminin temel hipotezi, her karar probleminde, karar vericinin bilinçli ya da bilinçsiz olarak en büyük olmasını istediği bir reel değerli U fayda fonksiyonu(utility function) vardır [92]. Bu fonksiyon kriterleri bir araya toplamaktadır. Analizcinin görevi ise bu fonksiyonu belirlemektir. Bu fonksiyonun seçilme süreci [93-95]'de görülebilir. Birçok çalışmada toplamsal fayda fonksiyonu tercih edilmiştir.

Her bir alternatif farklı boyutlarda değer alabilen çıktılar vermektedir. MAUT yöntemi, farklı boyutlardaki bu değerleri, ağırlıklandırma işlemiyle birlikte tek boyuta indirgeyerek ölçmek istemektedir [96].

MAUT yöntemi aşamalarını aşağıdaki gibi özetleyebiliriz [37, 96]:

Adım 1: Yarar kriterlerine göre fayda değerleri belirlenir ve bununla r_{ij}normalleştirilmiş değerler hesaplanır:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - l_j^-}{u_j^+ - l_j^-} \quad burada \; u_j^+ = \max_i x_{ij} \; ve \; l_j^- = \min_i x_{ij} \tag{2.53}$$

Benzer şekilde maliyet kriterine göre de fayda değerleri belirlenir ve bununla r_{ij}normalleştirilmiş değerler hesaplanır:

$$r_{ij} = \frac{u_j^+ - x_{ij}}{u_j^+ - l_j^-} \quad burada \; u_j^+ = \max_i x_{ij} \; ve \; l_j^- = \min_i x_{ij} \tag{2.54}$$

Adım 2: Ağırlıklı r_{ij} değerleri toplamı toplam fayda değerini verir.

$$U_i = \sum_{J=1}^{n} w_j \, r_{ij} \tag{2.55}$$

Adım 3: Tercih sıralaması yapılır. En yüksek toplam fayda değeri olan alternatif en iyi alternatif olur.

Örnek: [8]. Çizelge 2.1’de verilen avcı uçağı seçme problemini göz önüne alalım ve MAUT yöntemi ile en iyi çözümü araştıralım. Problemde X_4 kriteri fayda yönlü, diğer kriterler maliyet yönlü kriterlerdir.

Burada ağırlıklar matrisinin $\underline{W} = (W_1, W_2, \dots, W_6)^T = (0{,}2; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}2; 0{,}3)^T$ olduğunu varsayalım. Eş. 2.53 ve 2.54 kullanılarak Çizelge 2.7’da görülen tekli fayda fonksiyonu değerleri elde edilir.

Çizelge 2.7. MAUT tekli fayda fonksiyonu değerleri

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
A1	0,2857	0	0,6667	0,5000	0,5000	1
A2	1	1	0	0	0	0
A3	0	0,4167	1	1	1	0,5000
A4	0,5714	0,2500	0,6667	0,7500	0,5000	0

Buradan da çok fayda fonksiyonu değerleri; $A_3 = 0{,}5917$; $A_1 = 0{,}5738$; $A_4 = 0{,}3810$; $A_2 = 0{,}3$ olarak edilir. MAUT yöntemiyle elde edilen tercih sıralaması;

A_3, A_1, A_4, A_2

şeklinde olur.

2.4.4. VIKOR yöntemi

VIKOR (VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje) yöntemi çok kriterli karmaşık sistemlerin optimizasyonu için geliştirilmiş bir yöntemdir. Bu yöntem, karşıt kriterlerin var olduğu problemlerde alternatifler için seçme ve sıralama yapmaya odaklanmıştır. Çok kriterli sıralama endeksini, ideal çözüme yakınlığın kısmi ölçümü üzerine dayandırmıştır [97].

Her bir alternatifin her bir kriter fonksiyonuna göre değerlendirildiğini var sayarak, ideal alternatife uzaklıkları ölçülerek uzlaşık sıralama yapılabilir. Yu [98] ve Zeleny [36], uzlaşık sıralama için çok kriterli ölçümü, biriktirme fonksiyonu olarak $L_p - metrik$ kullanarak CP yöntemiyle geliştirmişlerdir.

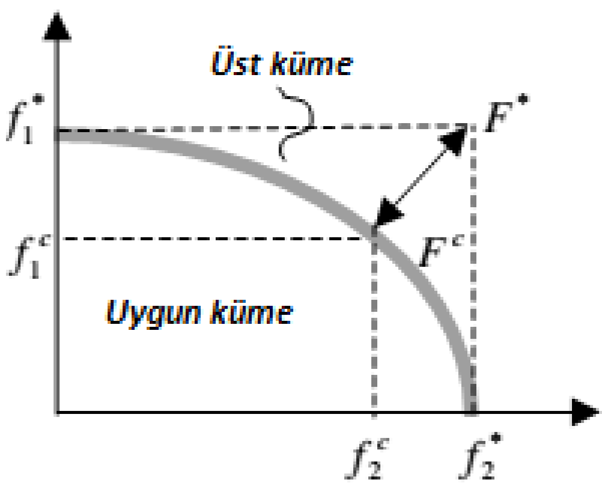
Alternatifler kümesi $a_1, a_2, \ldots, a_J$ şeklinde gösterilen J alternatiften oluşsun. f_{ij} kriter fonksiyonu, j. alternatifin i. kritere göre başarı değeri ve $i = 1,2, \ldots, n$ olsun.

VİKOR metodunun inşası aşağıdaki $L_p - metrik$ tanımıyla başlar [97, 99]:

$$L_{p,j} = \left\{ \sum_{i=1}^{n} \left[W_i (f_i^* - f_{ij}) / (f_i^* - f_i^-) \right]^p \right\}^{1/p}, \qquad 1 \leq p \leq \infty; \; j = 1,2, \ldots, J. \qquad (2.56)$$

VİKOR yönteminde sıralama ölçümünü formüle etmek için $L_{p,1}$ (Eş. 2.49'daki S_j) ve $L_{p,\infty}$ (Eş. 2.49'daki R_j) metrikleri kullanılır. Çözüm elde edilen $\min_J S_j$ ve $\min_J R_j$, sırasıyla en büyük grup faydası (*"çoğunluk"* kuralı) ve en küçük *"karşıtın"* kişisel pişmanlığıdır.

Uzlaşık çözüm F^c, ideal çözüm F^*'a en yakın uygun çözümdür. Uzlaşık kelimesinin anlamı; $\Delta f_1 = f_1^* - f_1^c$ ve $\Delta f_2 = f_2^* - f_2^c$ vasıtasıyla, karşılıklı tavizler ile bir anlaşma inşasıdır. Şek 2.8'de görselleştirilmiştir [99].



Şekil 2.8. İdeal çözüm ve uzlaşık çözüm [99]

Uzlaşık sıralama algoritması VIKOR aşağıdaki adımlardan oluşur[99]:

(a) Tüm kriter fonksiyonları için f_i^* en iyi ve f_i^- en kötü değerler, $i = 1,2, \ldots, n$ belirlenir. Eğer $i.$ kriter fonksiyonu kâr yönlü ise:

$f_i^* = \max_j f_{ij}$, $f_i^- = \min_j f_{ij}$.

Eğer maliyet yönlü kriter ise tersi olarak tanımlanır.

(b) S_j ve R_j , $j = 1,2, \ldots, J$ aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$S_j = \sum_{i=1}^{n} W_i(f_i^* - f_{ij})/(f_i^* - f_i^-) \tag{2.57}$$

$$R_j = \max_i W_i(f_i^* - f_{ij})/(f_i^* - f_i^-) \tag{2.58}$$

Burada, W_i ler kriterlerin ağırlık değerleridir.

(c) Q_j , $j = 1,2, \ldots, J$ aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$Q_j = v(S_j - S^*)/S^* - S^- + (1 - v)\,(R_j - R^*)/R^* - R^- \tag{2.59}$$

Burada,

$S^* = \min_j S_j$, $S^- = \max_j S_j$,

$R^* = \min_j R_j$, $R^- = \max_j R_j$.

v ise *"kriterlerin çoğunluğu"*(veya *"en büyük grup faydası"*) stratejisinin ağırlığı olarak sunulmaktadır. Burada $v = 0{,}5$ olarak alınmaktadır.

(d) Alternatifler $S, R\ ve\ Q$ değerlerine göre azalan düzende sıralanarak üç sıralama listesi elde edilir.

(e) Q sıralamasına göre en iyi (minimum) olan (a') alternatifi aşağıdaki koşulları sağlayarak uzlaşık çözüm olarak sunulur:

C1 . “Kabul edilebilir avantaj”:

$Q(a'') - Q(a') \geq DQ$

Burada a'', Q sıralamasında ikinci sıradaki alternatif, $DQ = 1/(J-1)$ ve J alternatiflerin sayısıdır.

C2 . “Karar vermede kabul edilebilir istikrarlılık”:

Alternatif a', S ve (veya) R sıralamalarına göre en iyi olmalıdır. Bu uzlaşık çözüm karar verme süreci içinde istikrarlı olması için: “çoğunluk oyuyla kuralı” ($v > 0{,}5$ olduğunda gereklidir), “konsensüs ile” $v \approx 0{,}5$ veya “veto ile” ($v < 0{,}5$). Burada v, “kriterlerin çoğunluğu” (veya “en büyük grup faydası”) karar verme stratejisinin ağırlığıdır.

Eğer yukarıdaki koşullardan biri sağlanmazsa, aşağıdakileri içeren uzlaşık çözümler önerilir;

- C2 koşulu sağlanmazsa a' ve a'' alternatifleri veya
- C1 koşulu sağlanmazsa, $Q\left(a^{(M)}\right) - Q(a') < DQ$ koşulunu sağlayan en büyük M seçilerek $a', a'', \dots, a^{(M)}$ alternatifleri.

En iyi alternatif Q sıralamasında en küçük Q değerine sahip olan alternatiftir. Özellikle sistem tasarımı başlangıcındaki tercihler karar verici tarafından yapılamıyor veya bilinmiyor ise VIKOR, çok kriterli karar vermede yararlı bir araçtır. Uzlaşık çözümler, “çoğunluğun” en büyük “grup faydası” ($\max S$ ile Eş. 2.49’da verilmiştir) ve “karşıtın” en küçük kişisel pişmanlığını ($\min R$ ile Eş. 2.50’de verilmiştir) sağladığı için karar verici tarafından kabul edilebilirdir.

Örnek: [8] Çizelge 2.1’de verilen avcı uçağı seçme problemini göz önüne alalım ve VIKOR yöntemiyle en iyi çözümü araştıralım. Problemde X_4 kriteri fayda yönlü, diğer kriterler maliyet yönlü kriterlerdir.

Burada ağırlıklar matrisinin $\underline{W} = (W_1, W_2, \dots, W_6)^T = (0{,}2; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}2; 0{,}3)^T$ olduğunu varsayalım.

Eş. 2.57-59 hesaplamaları yapılarak Çizelge 2.8'deki *Q,S ve R* değerleri bulunur ve bulunan değerlere sıralama yapılır.

Çizelge 2.8. VIKOR yöntemi için *Q,S ve R* sıralamaları ve değerleri

Q Değer	Q Sıra	S Değer	S Sıra	R Değer	R Sıra	Uzlaşık çözüm kümesi
0,0306	A 1	0,4083	A 3	0,1429	A 1	A 1
0,1818	A 3	0,4262	A 1	0,2000	A 3	A 3
0,8612	A 4	0,6190	A 4	0,3000	A 4	A 4
1	A 2	0,7000	A 2	0,3000	A 2	A2

Uzlaşık çözüm kümesi olarak:

A_1, A_3, A_4, A_2

tercih sıralaması yapılır.

2.4.5. CP (Compromise Programming) yöntemi

CP (Compromise Programming) yetmişli yıllarda Zeleny [100] ve Yu [101] tarafından geliştirilmiş bir MCDM yöntemidir. Bu yöntem, ideal nokta f^*'a uzaklığın minimize edilmesi temeline dayanmaktadır. Uzaklığın hesaplanmasında L_p metrik kullanılmaktadır.

CP çözümleri; uygulanabilirlik, en az grup pişmanlığı, diktatör yokluğu, Pareto en uygunluk, tek olma, simetri, ilişkisiz alternatiflerin bağımsızlığı ve tarafsızlık ilkesi gibi birçok özelliğe sahiptir [98,102,103]. Yöntemi genel olarak şu şekilde ifade edebiliriz [104-107].

Adım 1: İdeal nokta f^* ve anti-ideal nokta f_* oluşturulur.

$$f^* \equiv f_1^*, f_2^*, \dots, f_n^* \quad , \quad f_* \equiv f_{1*}, f_{2*}, \dots, f_{n*} \tag{2.60}$$

$$f_j^* = \begin{cases} \max\limits_{i=1,2,\dots,m} \{x_{ij}\} & , \quad j.\,kriter\ fayda \\ \min\limits_{i=1,2,\dots,m} \{x_{ij}\} & , \quad j.\,kriter\ maliyet \end{cases} \tag{2.61}$$

$$f_{j*} = \begin{cases} \min\limits_{i=1,2,\dots,m} \{x_{ij}\} & , \quad j.kriter\ fayda \\ \max\limits_{i=1,2,\dots,m} \{x_{ij}\} & , \quad j.kriter\ maliyet \end{cases} \tag{2.62}$$

Burada; x_{ij} : i. alternatifin j. kritere göre başarı değeridir, $i = 1,2,\dots,m$ ve $j = 1,2,\dots,n$.

Adım 2: İdeal noktaya uzaklık minimize edilir:

$$\min L_p \equiv \left[\sum_{j=1}^{n} W_j \left(\frac{f_j^* - f_j(x_i)}{f_j^* - f_{j*}}\right)^p\right]^{1/p} , i = 1,2,\dots,m \tag{2.63}$$

Adım 3: Minimum değeri veren alternatif en iyi çözümdür.

L_1 , L_2 ve L_∞ sırasıyla Manhattan, Öklid ve Tchebycheff metrikleri olarak adlandırılırlar.

CP yönteminde tüm $L_p - metrik$ ölçümlerinin minimize edilmesinin nedeni, uzaklık ölçümlerinin metriklere göre değişebilmesidir. Bunu bir örnek ile açıklayalım:

Örnek [25]: $A(2,2), B(2,8)\ ve\ C(7,6)$ noktaları verilsin. A noktasının diğer noktalara uzaklıkları üç ayrı metriğe göre Çizelge 2.9'da verilmiştir.

Çizelge 2.9. Metriklere göre uzaklıklar [25]

Metrik / Uzaklık	L_1	L_2	L_∞
AB	6	6	6
AC	9	6,4	5

Çizelge den de görüleceği üzere, L_1 ve L_2 metriklerine göre *B* noktası *A* noktasına *C*'den daha yakın iken, L_∞ metriğinde durum tam tersidir. Bu çelişkiden kurtulmak için CP yönteminde tüm metriklerin kullanılması önerilmiştir.

Uygulamada tüm metrikleri incelememiz mümkün gözükmemektedir. $L_p - metrik$ fonksiyonu sınırları [102:77] $(L_1 \leq L_s \leq L_\infty \;,\; 1 \leq s \leq \infty)$ göz önüne alarak hesaplamada L_1 ve L_∞ metriklerinin kullanılması yeterli olacaktır.

Örnek: [8] Çizelge 2.1'de verilen avcı uçağı seçme problemini göz önüne alalım ve CP yöntemiyle en iyi çözümü araştıralım. Problemde X_4 kriteri fayda yönlü, diğer kriterler maliyet yönlü kriterlerdir. Burada ağırlıklar matrisinin $\underline{\mathrm{W}} = (\mathrm{W}_1, \mathrm{W}_2, \dots, \mathrm{W}_6)^{\mathrm{T}} = (0{,}2; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}1; 0{,}2; 0{,}3)^{\mathrm{T}}$ olduğunu varsayalım.

Hesaplamaları yaptığımızda sonuçlar Çizelge 2.10'daki gibi olur.

Çizelge 2.10. CP hesaplama sonuçları

	p=1	p=∞	Sıralama	Değerler
	0,50553	0,17934	A 1	0,342435
	0,75868	0,35868	A 2	0,55868
	0,358333	0,2	A 3	0,279167
	0,598388	0,2	A 4	0,399194

Buradan, alternatiflerin CP yöntemine göre tercih sıralaması aşağıdaki gibi olur;
A_1, A_3, A_4, A_2

2.4.6. ELECTRE yöntemi

ELECTRE (ELimination Et Choix Traduisant la REalité; İngilizce, ELimination and Choice Expressing REality) yöntemi, ilk olarak Benayoun ve diğerleri [108] tarafından önerilmiştir. ELECTRE yönteminin temel görüşü, her bir kritere göre alternatiflerin ikili karşılaştırmalarını kullanarak *"üstünlük ilişkisi"* kurulması ile alakalıdır [7]. Her hangi iki alternatif $A_i \; ve \; A_j$ arasındaki üstünlük ilişkisi; sayısal olarak i inci alternatif j inci alternatife dominant olarak görülmese bile karar vericinin A_i alternatifini daha iyi olarak değerlendirmesi olarak tanımlanarak $A_i \rightarrow A_j$ şeklinde gösterilir [109]. Bir alternatif, diğer alternatifleri bir veya daha fazla kriterde geçiyor ve kalanlarında eşit oluyorsa bu alternatife dominant denir [7].

ELECTRE yöntemi ilk olarak her bir kritere göre alternatiflerin ikili karşılaştırmasını yapar. Alternatiflerin i inci kritere göre başarı değerleri $g_i(A_j)$ ve $g_i(A_k)$ şeklinde gösterilir ve iki alternatif arasındaki farklılık $g_i(A_j) - g_i(A_k)$ ile ifade edilir. Farklılık için eşik değerleri belirlenerek, iki alternatif için; farksızlık, zayıf tercih, mutlak tercih veya karşılaştırılamaz kararları verilir. Böylece ikili karşılaştırma ilişkileri veya diğer deyişle üstünlük ilişkileri kümesi tamamlanır. Sonrasında kriterler arasındaki önem seviyelerini belirlemek için ağırlık değerleri atanır.

Üstünlük ilişkilerinin bir dizi değerlendirmeleri sonucunda, ELECTRE yöntemi uyum endeksini (concordance index) ve uyumsuzluk endeksini (disconcordance index) oluşturur. Uyum endeksi, bir alternatifin diğerlerine üstünlüğünü destekleyen kanıt miktarı, uyumsuzluk endeksi ise bunun karşıt ölçüsüdür.

Sonunda ELECTRE yöntemi, alternatiflerin ikili üstünlük ilişkilerinin sistemini elde eder. Bu sistem tam olmak zorunda değildir, çünkü bazı durumlarda ELECTRE yöntemi en iyi alternatifi belirleyemeyebilir. Bu durumda sadece öne çıkan alternatifleri işaret eder. Bu yöntemle en az tercih edilecek alternatiflerin elemesi yapılabilir. Bu yöntem özellikle az kriterin, fakat fazla alternatifin olduğu karar problemleri için kullanılışlıdı r[110].

ELECTRE yönteminin, ELECTRE II [109], ELECTRE III [111], ELECTRE IV [112], ELECTRE IS [113] ve ELECTRE TRI [114] gibi birçok genişlemeleri vardır. ELECTRE yöntemi birçok alana başarılı bir şekilde uygulanmıştır [88] Bunlardan bazıları: tarım ve ormancılık yönetimi [115-117], enerji [118-120], çevre ve su kaynakları yönetimi [121-123], finans [124-126], askeriye [127-129], proje seçimi [130-132], taşımacılık [112, 133-135] ve çeşitli alanlar [136-139].

ELECTRE yönteminin orijinal versiyonunun işleyişi aşağıdaki gibidir [7,108]

m tane alternatif ve n tane kriter içeren karar verme probleminin karar matrisi Eş.2.64'de verilsin:

$$D = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}_{mxn} \tag{2.64}$$

Adım 1: Karar matrisinin normalleştirilmesi

Bu işlem Eş.2.65 ile karar matrisinin tüm elemanları boyutsuzlaştırılarak birbirleriyle karşılaştırılabilir hale getirilir:

$$x_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^{m} a_{kj}} \tag{2.65}$$

Böylece normalleştirilmiş karar matrisi X aşağıdaki gibi oluşmuş olur:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2j} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mj} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}_{mxn} \tag{2.66}$$

Adım 2: Normalleştirilmiş karar matrisinin ağırlıklandırılması

Şimdi X matrisinin her bir sütunu ilgili kriterin önem ağırlığı ile çarpılır. Bu ağırlıklar karar verici tarafından belirlenir ve $(w_1, w_2, \dots, w_n)$ ile gösterilir.

$Y = XW$

Veya

$$Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1j} & \cdots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2j} & \cdots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{i1} & y_{i2} & \cdots & y_{ij} & \cdots & y_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mj} & \cdots & y_{mn} \end{bmatrix}_{mxn}$$

$$Y = \begin{bmatrix} w_1x_{11} & w_2x_{12} & \dots & w_jx_{1j} & \dots & w_nx_{1n} \\ w_1x_{21} & w_2x_{22} & \dots & w_jx_{2j} & \dots & w_nx_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_1x_{i1} & w_2x_{i2} & \dots & w_jx_{ij} & \dots & w_nx_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_1x_{m1} & w_2x_{m2} & \dots & w_jx_{mj} & \dots & w_nx_{mn} \end{bmatrix}_{mxn} \tag{2.67}$$

Burada

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & w_n \end{bmatrix} \quad , \quad \sum_{j=1}^{n} w_j = 1$$

Adım 3: Uyum ve uyumsuzluk kümelerinin belirlenmesi

Her hangi iki alternatif A_k ve A_l için uyum kümesi $C_{kl}, k \leq m, l \geq 1$, A_k alternatifinin A_l alternatifine tercih edildiği kriterlerin kümesi olarak tanımlanır. Aşağıdaki eşitlik ile ifade edilir:

$$C_{kl} = \{j, y_{kj} \geq y_{lj} | j = 1,2, \dots, n\} \tag{2.68}$$

Uyum kümesinin tümleyeni de, Uyumsuzluk kümesini tanımlar:

$$D_{kl} = \{j, y_{kj} < y_{lj} | j = 1,2, \dots, n\} \tag{2.69}$$

Adım 4: Uyum ve uyumsuzluk matrislerinin inşası

Uyum endeksi c_{kl}, uyum kümesinde yer alan kriterlerin ağırlıklarının toplanmasıyla hesaplanır. Uyum matrisi C ise, uyum endekslerinden oluşur:

$$c_{kl} = \sum_{j \in C_{kl}} w_j \quad , \quad j = 1,2, \dots, n. \tag{2.70}$$

Uyum endeksi c_{kl}, A_k alternatifinin, A_l alternatifine göreceli önemini belirtir. $0 \leq c_{kl} \leq 1$ olduğu aşikardır. Uyum matrisi C aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$C = \begin{bmatrix} - & c_{12} & c_{13} & \cdots & c_{1m} \\ c_{21} & - & c_{23} & \cdots & c_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & \cdots & - \end{bmatrix} \tag{2.71}$$

$k = l$ olduğunda uyum endeksi tanımlanmaz.

Uyumsuzluk endeksi d_{kl}, , A_k alternatifinin, A_l alternatifine göre daha kötü olma derecesini ifade eder. Uyumsuzluk matrisi D'nin elemanları uyumsuzluk endeksleri aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$d_{kl} = \frac{\max\limits_{j \in D_{kl}} |y_{kj} - y_{lj}|}{\max\limits_{j} |y_{kj} - y_{lj}|} \tag{2.72}$$

$$D = \begin{bmatrix} - & d_{12} & d_{13} & \cdots & d_{1m} \\ d_{21} & - & d_{23} & \cdots & d_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & \cdots & - \end{bmatrix} \tag{2.73}$$

Uyum matrisi C'de olduğu gibi Uyumsuzluk matrisi D'de, $k = l$ olduğunda endeks tanımlanmaz.

Adım 5: Uyum ve uyumsuzluk üstünlükleri matrislerinin belirlenmesi

Uyum Üstünlüğü matrisi, uyum indeksinin bir eşik değeri ile inşa edilir. Örneğin, A_k alternatifinin, A_l alternatifine üstün olabilmesi için, c_{kl} uyum endeksinin belirli bir $\underline{c}$ eşik değerini geçmesi gerekir. Yani $c_{kl} \geq \underline{c}$ koşulu gerçekleştiğinde doğru olur. Eşik değeri $\underline{c}$, uyum endekslerinin ortalaması olarak aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\underline{c} = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{\substack{k=1 \\ ve\ k \neq l}}^{m} \sum_{\substack{l=1 \\ ve\ l \neq k}}^{m} c_{kl} \tag{2.74}$$

Eşik değerlerine bağlı olarak, Uyum Üstünlüğü matrisi F, aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$f_{kl} = \begin{cases} 1\ , & c_{kl} \geq \underline{c} \\ 0\ , & c_{kl} < \underline{c} \end{cases} \tag{2.75}$$

Benzer şekilde uyumsuzluk üstünlüğü eşik değeri $\underline{d}$ ve uyumsuzluk üstünlüğü matrisi G'nin elemanları aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\underline{d} = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{\substack{k=1 \\ ve\ k \neq l}}^{m} \sum_{\substack{l=1 \\ ve\ l \neq k}}^{m} d_{kl} \tag{2.76}$$

$$g_{kl} = \begin{cases} 1\ , & d_{kl} \geq \underline{d} \\ 0\ , & d_{kl} < \underline{d} \end{cases} \tag{2.77}$$

Adım 6: Birleşik üstünlük matrisinin tanımlanması

Birleşik üstünlük matrisi E'nin elemanları aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$e_{kl} = f_{kl} \times g_{kl} \tag{2.78}$$

Adım 7: Az tercih edilen alternatiflerin elenmesi

Birleşik üstünlük matrisinden kısmi tercih sıralaması yapılabilir. Eğer $e_{kl} = 1$ ise, bunun anlamı, A_k alternatifi A_l alternatifine, hem uyum hem de uyumsuzluk kriterine göre tercih edilir demektir.

Eğer birleşik üstünlük matrisinde bir sütunda bir eleman 1'e eşitse, ilgili satırdaki alternatif o sütundaki alternatife ELECTRE sel olarak üstündür. O zaman bir alternatif diğer tüm alternatiflere bu anlamda üstün ise, en iyi alternatiftir.

2.4.7. AHP yöntemi

Analitik Hiyerarşi Prosesi (AHP), karmaşık bir ÇKKV problemini bir hiyerarşi sisteminin içine yayma temeline dayanmaktadır [7]. Yetmişli yıllarda [140, 141] gelişmeye başlayan yöntemin temeli Saaty [15] tarafından atılmıştır. Yöntemin kolaylığı ve gücü, dünyanın çoğu yerinde birçok alanda yaygınlaşmasına öncülük etmiştir.

AHP yöntemi problemi, alt problemlerin hiyerarşisine ayrıştırarak, kolayca algılanmasını ve öznel olarak değerlendirilmesini sağlar. Öznel değerlendirmeler, sayısal değerlere dönüştürülerek, alternatifler arasında sayısal bir ölçek üzerinden sıralama yapılır [4].

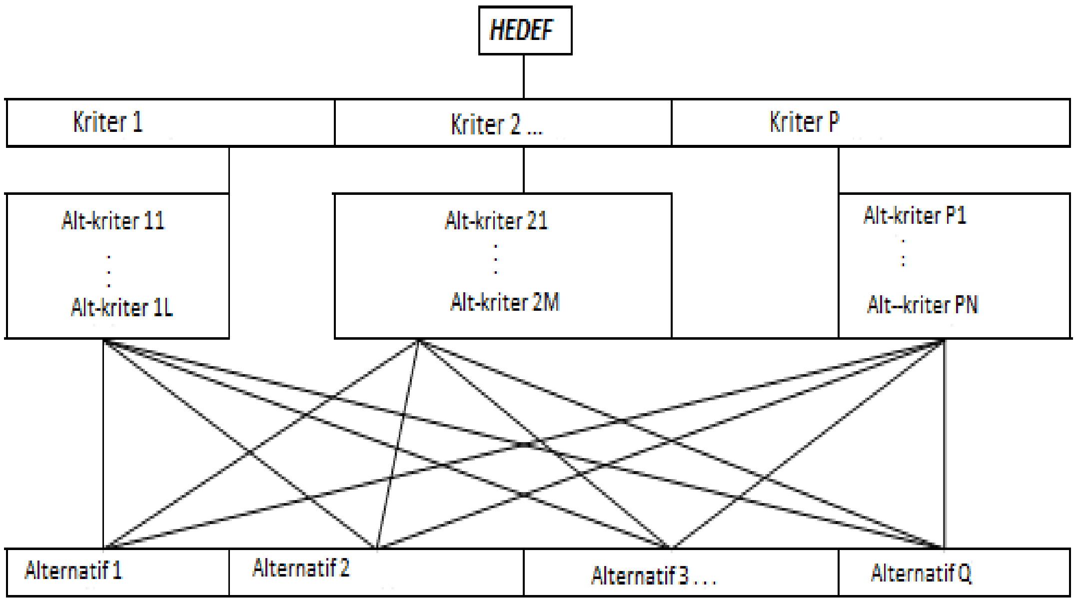
Temel olarak, AHP yöntemi alternatifler ve kriterler için öncelikler geliştirerek alternatifleri değerleme üzerine çalışır. Bu öncelikler, eğer bir ölçek üzerine ölçüm var ise, bunların oransal değerlerinden, yok ise, ikişerli değerlendirmeler sonucu varılan yargılar ile üretilir. AHP yöntemi ile çok boyutlu ölçeğe sahip problem, tek boyutlu ölçek problemine dönüştürülür [142].

AHP yöntemi yedi sütun üzerine kurulmuştur [4, 142, 143]:

1. Oran ölçekleri; oransal ve normalleştirilmiş oran ölçekleri.
2. Tersinir (reciprocal) ikişerli karşılaştırmalar.
3. Esas sağ öz vektörün duyarlılığı.
4. Kümeleme ve kurucular (pivots) kullanarak ölçek genişletme.
5. Tüm çıktıları tek boyutlu ölçekte sunmak için sentezleme.
6. Sıralama koruması ve tersine döndürme.
7. Grup yargılarını bütünleştirme.

AHP yöntem bilimini adım adım aşağıdaki gibi tarif edebiliriz [4];

Adım 1: Problem; amaç, kriterler, alt-kriter ve alternatiflerin bir hiyerarşisine yayılır. Bu kısım, karar vermenin en önemli kısmıdır. Karar verme problemini bir hiyerarşi olarak inşa etmek, AHP yönteminin temelidir. Hiyerarşi, ardışık düzeydeki unsurlar arasındaki ilişkiyi belirtir. Şekil 2.9'da hiyerarşi inşasının genel yapısı gösterilmektedir.



Şekil 2.9. Genel hiyerarşi inşası [4]

Adım 2: Uzmanlara veya karar vericilere yaptırılan, hiyerarşi inşasına karşılık gelen nitel ikili karşılaştırma verileri toplanır. Uzmanlar karşılaştırma değerlemelerini; eşit, az güçlü, güçlü, çok güçlü ve aşırı güçlü seviyelerinde yaparlar. Her iki kriter için yapılan bu nitel karşılaştırmalar, sayısal değerlere dönüştürülür. Nitel değerlendirmelerin sayısal karşılıkları Çizelge 2.11'de verilmiştir.

Çizelge 2.11. Nitel karşılaştırmalar için derecelendirme ölçekleri [4]

Seçenek	Sayısal Değer
Eşit	1
Az Güçlü	3
Güçlü	5
Çok Güçlü	7
Aşırı Güçlü	9
Ara Değerler	2,4,6,8
İkinci Alternatifin Birinciye Üstünlüğü	Çarpımsal Tersleri

Adım 3: Adım 2'de elde edilen ikili karşılaştırmalar bir kare matriste toplanır. Bu matrisin köşegen elemanları 1'e eşittir. Matrisin (i, j) elemanı 1'den büyük ise, i satır alternatifinin j sütun alternatifinden daha iyi olduğunu belirtir. (j, i) Elemanı, (i, j) elemanının çarpımsal tersidir.

Adım 4: Esas öz değer ve karşılaştırma matrisinin normalleştirilmiş sağ öz vektörü, kriterlerin göreceli önemini verir. Normalleştirilmiş öz vektör elemanları, kriter veya alt-kriterlerin ağırlıklarını gösterir.

Adım 5: Matrisin tutarlılığı değerlemesi yapılır. AHP yöntemiyle yapılan karşılaştırmalar özneldir ve tutarsızlığa izin vermektedir. Bu sebeple tutarlılık endeksi istenen düzeyin altında kalırsa, karşılaştırmalar tekrar incelenebilir. Tutarlılık endeksi CI, aşağıdaki formül ile hesaplanır:

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \tag{2.79}$$

Burada, λ_{max} değeri, yargı matrisinin en büyük öz değeridir.

Tutarlılık endeksi ortalama rassal tutarlılık endeksi RI ile karşılaştırılarak $CR = CI/RI$ tutarlılık oranı elde edilir. Rassal endeks rastgele üretilen tersinir matris örneklerinden türetilmiştir [142]. RI değerleri Çizelge 2.12'de verilmiştir. Saaty [144], tutarlılık oranı CR'nin 0,1 değerinin altında olması gerektiğini önermiştir.

Çizelge 2.12. Rastgele tutarlılık indeksleri (RI) [142]

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Rasgele Tutarlılık Endeksi *(RI)*	0	0	0,52	0,89	1,11	1,25	1,35	1,4	1,45	1,49

Adım 6: Her bir alternatif alt-kriter ağırlıkları ile çarpılıp ilgili kriter için toplamalar yapılır. Böylece yerel puanlar elde edilmiş olur. Bu yerel puanlar da ilgili kriter ağırlıklarıyla çarpılır ve elde edilen değerler toplanarak, her bir alternatifin toplam AHP skoru elde edilir.

Toplam AHP skorlarının azalan sıralamasına göre alternatiflerin tercih sıralaması yapılır. AHP yöntemi ile hemen hemen tüm alanlarda sayısız uygulama yapılmıştır [145-151].

3. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMİ SEÇİMİ

Bu çalışmanın temel amacı çok kriterli karar verme problemi çözümü için en iyi yöntemin tespit edilmesini sağlayan güçlü bir yapının inşasıdır. Uygun ÇKKV yöntemi seçimi, hala kesin bir çözüme ulaşılmamış bir sorundur.

Bu çalışmada, en iyi ÇKKV yöntemi seçimi için regresyon yaklaşımı önerilmektedir. Bu yaklaşımda, ÇKKV yöntemlerinin alternatiflere atadıkları skorlar ile alternatiflerin kriter başarı değerleri arasındaki ilişki baz alınmaktadır. Skorlar ile başarı değerleri arasındaki ilişki, bir regresyon modeliyle açıklanabilir. Her bir ÇKKV yönteminin atadığı skorlara göre farklı bir regresyon modeli ortaya çıkacaktır. Dolayısıyla, "Hangi regresyon modeli verileri daha iyi açıklamaktadır?" sorusunun cevabı, en iyi ÇKKV yönteminin bulunmasına yardımcı olacaktır.

3.1. Yöntem Seçimine Genel Bakış

Her ne kadar ÇKKV yöntemleri kırk yıl gibi göreceli olarak kısa bir geçmişe sahip ise de, şimdiye kadar yetmişin üzerinde ÇKKV yöntemi önerilmiştir [7, 13, 23]. Geliştirilen bu ÇKKV yöntemleri, farklı varsayımlar, analiz modelleri ve karar kuralları kullanarak, belli karar verme sınıfındaki problemleri çözmek için tasarlanmışlardır. Uygun olmayan ÇKKV yöntemi seçildiğinde yanlış bir karar vermeye yol açacağını göz önüne aldığımızda, uygun ÇKKV yöntemi seçimi kritik bir karardır. Triantaphyllou [7]'nun kitabının önsözünde Zimmermann, *"Verilen problem için hangi yöntem en iyidir?"* sorusunun çok önemli ve cevabını bulmanın da en az onun kadar zor olduğunu belirtmektedir. Hatta uygun ÇKKV yöntemi seçimi kendi başına anlaşılması zor bir çok kriterli karar verme problemidir [8, 152].

Geçen on yıllarda, verilen bir karar verme problemi için en uygun ÇKKV yöntemi seçilmesi üzerine hatırı sayılır araştırmalar yapılmıştır. ÇKKV yöntemi seçiminin önemini ilk olarak MacCrimmon fark etmiş ve ÇKKV yöntemlerinin bir sınıflandırmasını önermiştir [20]. Bu yöntemde, bir ağaç diyagramı formunda yöntem belirlenmesi çizelgesi oluşturularak uygun ÇKKV yöntemi seçilmesi önerilmiştir. ÇKKV yöntemlerinin karar kurallarından düğüm ve dalları belirleyerek bir başka ağaç diyagramı oluşturan Hwang [8], benzer bir sınıflandırma yöntemini seçim için önermiştir. Sen ve Yang [23] da, bilgi tercihi tipinin ortaya çıkışına dayalı ağaç diyagramı geliştirerek yine benzer bir yaklaşımla sorunu çözmeyi önermişlerdir. Ağaç diyagramı yaklaşımları makul sınıflandırma şemaları sağlayarak kolaylık sağlarlar. Fakat bu yaklaşımlar ile en iyi ÇKKV yöntemini belirlemek yerine, problem tiplerine göre az sayıda olan yöntem sınıfları elde edilmesi bir dezavantajdır. Bu kısıtlama zamanla karar verme problemi yöntemi seçmede ağaç diyagramı yaklaşımını durdurmuştur [153].

Yöntem seçiminde alternatif bir çözüm olarak olası ÇKKV yöntemleri değerlendirme kriterleri önerilmiştir. Tecle ve Ducktein, uygun ÇKKV yöntemi seçimine yardım eden bir karma programlama algoritmasına dayalı bir yaklaşım geliştirmişlerdir [154]. Dört kriter kategorisi belirlemişlerdir: karar vericiyle alakalı özellikler, yöntemle alakalı özellikler, problemle alakalı özellikler ve çözümle alakalı özellikler. Bu bağımsız kriter sınıfları ile karar verici yöntemler arasında özel bir sıralama yapabilir. Fakat, tüm ÇKKV yöntemlerini bu dört kriter sınıfına göre sayısallaştırmak çok zordur. Ayrıca, bu yaklaşım kullanıldığında, farklı kullanıcılar ile tamamen farklı sonuçlar elde edilebilir. Çünkü kullanıcıların ÇKKV yöntemleri ile ilgili bilgilerinin sonuçlar üzerindeki etkisi çok güçlüdür.

Guitouni ve Martel[155], farklı ÇKKV yöntemleri ile farklı sonuçlar elde edilebildiğini savunurken, Hajkowicz ve Higgins[156], verilerin düzgün bir şekilde ele alınması halinde farklı ÇKKV yöntemleri ile elde edilen tercih sıralamaları arasında hatırı sayılır bir fark olmadığını savunmaktadır. Yine Guitouni ve Martel [155], en uygun ÇKKV problemi seçiminde yararlı olabilecek bazı prensipler önermişlerdir. Bu prensipleri şöyle sıralanmıştır [155]:

Prensip P1: Karar verme sürecinin paydaşlarının belirlenmesi. Eğer birden fazla karar verici var ise, grup karar verme yöntemleri veya grup karar destek sistemleri kullanılmalıdır.

Prensip P2: Özel bir tercih izahı biçimi seçilirken karar vericinin idraki (veya düşünme tarzı) göz önüne alınması. Eğer ikili karşılaştırma için çok uygun olan durumda neden uzlaşımlar kullanılıyor (veya tam tersi)?

Prensip P3: Karar vericinin takip ettiği karar sorunsalının belirlenmesi. Eğer karar verici alternatifleri derecelendirmek istiyorsa, derecelendirme yöntemleri uygundur gibi.

Prensip P4: Karar vericinin, yöntem seçmenin ana faktörleriyle ilgili gerekli nicel veya nitel bilgiyi kolaylıkla elde edebileceği çoklu kriter toplama usulünün (MCAP) seçilmesi.

Prensip P5: MCAP yönteminin telafi derecesi önemli bir etken olduğunun dikkate alınması ve karar vericiye açıklanması. Eğer her hangi bir telafiyi kabul etmez ise, MCAP dikkate alınmamış olur.

Prensip P6: Yöntemin temel hipotezleri gerçekleşmeli, aksi durumda, başka bir yöntem seçilmeli.

Prensip P7: Karar destek sistemlerinin yöntem ile birlikte olması ÇKKV yöntemi seçiminde önemli bir etken olarak değerlendirilmeli.

Görüldüğü gibi bu prensipler karar verme problemi seçimi sürecinde önemli faydalar sağlamakla beraber, en iyi ÇKKV problemini belirlemede kesin bir sonuç vermemektedir.

En münasip yöntemi bulmada karar vericiye yardımcı olacak kullanıcı girdileri üzerine inşa edilmiş yapay zeka teknikleri Poh [157] ve Lu ve diğerleri [158] tarafından kullanılmıştır. Poh [157], karar vericiye on bir tane ÇKKV yönteminden en uygun olanı seçebilmesine izin veren bir malumat tabanlı sistem önermiştir. Lu ve diğerleri [158] ise, yedi çok amaçlı karar verme problemi arasından en makul olanı seçmeyi kolaylaştıran bir bilgi tabanlı sistem önermişlerdir. Malumat tabanlı bilgi sistemi, basit sorularla, direkt seçime izin vererek veya karar vericinin girdilerine dayalı otomatik seçimler yaparak yöntem seçme problemini kolaylaştırmıştır. Fakat sistemlerin sınırlarını veya yetersizliklerini açıkça ifade etmemişlerdir [153].

Her ne kadar ağaç diyagramı ve yapay zekâ yaklaşımları makul karar verme yöntemi seçmede bazı kabiliyet kazandırmış ise de; kesin, tatmin edici ve sayısal sonuçlar vermemektedirler.

4. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMİ SEÇİMİNDE REGRESYON YAKLAŞIMI

Bu çalışmada verilen problemin çözümü için en uygun ÇKKV yönteminin seçilmesinde regresyon yaklaşımı önerilmektedir. Bu öneri, alternatifler arasında bir tam tercih sıralaması yapabilen yöntemler arasında seçim yapabilmektedir.

ÇKKV yöntemlerinin atadıkları skorlar, verilen karar matrisine göre şekillenmektedir. Dolayısıyla, karar matrisi ile skorlar arasında bir ilişki mevcuttur. Mevcut olan bu ilişki bir regresyon modeli ile ifade edilebilir. Bu modelde kriterler bağımsız değişkenler ve alternatiflere ÇKKV yönteminin atadığı skorlar da bağımlı değişken olarak yer alır. Ana kütle regresyon modelini şu şekilde ifade ederiz:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + \varepsilon \tag{4.1}$$

Burada *Y*, skor değeri ve X_i, $i = 1,2,\ldots,n$ ise kriterlerdir. $\beta_k, k = 0,1,2,\ldots,n$ ise parametre katsayılarıdır. Verilen çok kriterli karar problemi için, karar matrisi ile ÇKKV yönteminin atadığı skorlar ana kütle regresyon modelinin tahmini için bir örnek olacaktır. Tahmin modeli:

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \cdots + \hat{\beta}_n X_n + e \tag{4.2}$$

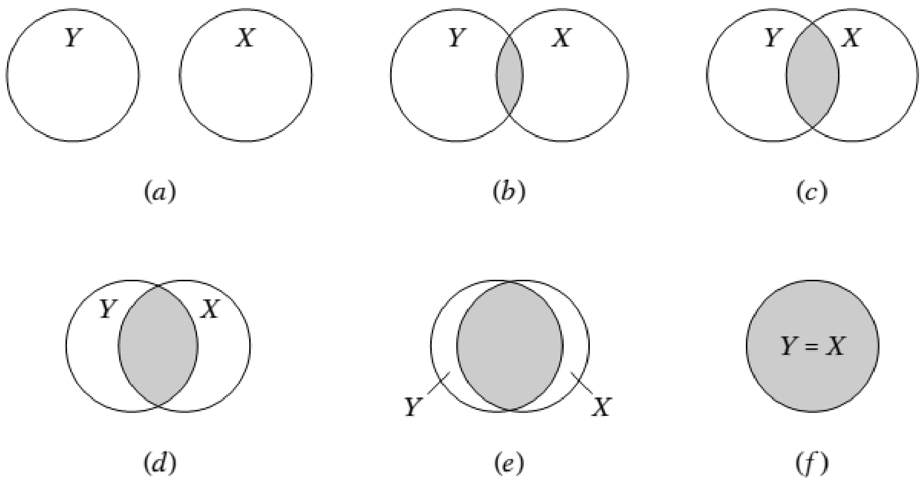
Şeklinde olur. Burada *e*, tahmin modelinin rassal artık terimidir.

Eğer verilen problemin çözümünde birden fazla ÇKKV yöntemi kullandığımızda, yöntemlerin önerdikleri tercih sıralamalarında farklılık oluyorsa, Eş. 4.2'deki parametre tahminleri değişecektir. Başka bir deyişle, her bir ÇKKV yöntemi için ayrı bir model tahmini elde edilecektir. Aklımıza ilk gelen ilk soru; "Bu modellerden hangisi daha iyidir?" olacaktır.

Tabii olarak model tahmininin iyiliği, karar matrisi ile sıralama tercihi arasındaki uyumluluğun iyiliği anlamına gelmektedir. Yani en iyi tahmin modeli, en iyi tercih sıralaması olan modeldir diyebiliriz. Sonuç olarak en iyi modeli elde ettiğimiz ÇKKV yöntemi, verilen problemin çözümü için en uygun yöntem olmaktadır.

Determinasyon katsayısı R^2, örneklem regresyon doğrusu ile veriler arasındaki uyumun iyiliğini ölçmek için çok kullanışlı bir ölçüdür [159:73].

Kennedy [160], Şekil.4.1'de determinasyon katsayısının değeri sıfırdan bire doğru değişirken, bağımlı değişken (*Y*)'deki değişim ile bağımsız değişkenler (*X*)'in değişimleri arasındaki ilişkiyi ven şemaları ile göstermektedir.



Şekil 4.1. R^2 0'dan 1'e hareket ederken değişkenlerin değişimlerinin karşılaştırılması [160]

Determinasyon katsayı R^2'nin, formülü aşağıdaki gibidir:

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2} \tag{4.3}$$

R^2 determinasyon katsayısı, 0 ile 1 arasında yer alır. Modelin verileri temsil etme oranını gösterir. Başka bir deyişle yüzde 100x R^2 oranında model verilerle uyumludur denir.

Her bir ÇKKV yöntemiyle elde edilen tercih sırasıyla karar matrisi arasında kurulan regresyon modelleri içerisinde R^2 değeri en yüksek olan ÇKKV yöntemi verilen problem için uygun yöntemdir.

Regresyon yaklaşımının güçlü yönleri;

1. ÇKKV yöntemleri için sayısal bir puan ataması yaparak kesin bir yargıya varması,
2. Tamamen matematiksel ve istatistiksel yöntemlere dayanıp nesnel olması,
3. Karar verici veya başka dış etkiden korunmuş olması.

Regresyon yaklaşımının zayıf yönleri;

1. Alternatifler arasında tam sıralama yapabilen ÇKKV yöntemleri için değerlendirme yapabilmektedir,
2. Regresyon modeli tahmini yapılabilmesi için alternatif sayısı, kriter sayısından fazla olmalıdır.

5. UYGULAMA

Çok kriterli karar verme yöntemi seçiminde regresyon yaklaşımını uygulamak için örnek vaka olarak ekonomik performans değerlendirilmesi seçilm. Bu amaçla Borsa İstanbul (BIST)'da işlem gören 25 tane Gayrı menkul Yatırım Ortaklığı (GYO) firması incelendi. Bu firmaların beş farklı kriter için çeyrek yıllık verileri örnek vaka olarak alındı. 2011 yılının birinci çeyrek dönemi (2011Q1) ile 2014 yılı üçüncü çeyrek (2014Q3) dönemi arası, ardışık 15 dönem değerlendirildi. Uygulama probleminin özet bilgileri Çizelge 5.1'de gösterilmektedir. Uygulama verileri https://www.kap.gov.tr/ sitesinden derlenmiştir.

Değerlendirilen her bir dönem için, TOPSIS, MAUT, CP ve VIKOR yöntemleri ile skorlar hesaplanmıştır. Ağırlıklandırma yöntemi olarak Entropi yöntemi tercih edilmiştir. Excel VBA programında kod yazılarak hesaplamalar yapıldı. Yazılan VBA kodları EK 46-49'da verilmiştir. Ardışık 15 dönem için karar matrisleri ile ÇKKV matrislerinin elde ettiği skorlar EK 1,3-29'da verilmiştir.

ÇKKV yöntemlerinin önerdikleri tercih sıralamaları arasında önemli düzeyde benzerlikler vardır. Sıralamalar arasındaki yüksek korelasyon bu benzerliği işaret etmektedir. Spearman sıra korelasyonu sonuçları EK 31-45'de gösterilmektedir. Her ne kadar bu yüksek korelasyon benzerliğin var olduğunu gösterse de, bazı problemlerde çok küçük farklılıklar bile hayati önem taşımaktadır. İlk sıralarda bulunan farklılıklar ve husussan en iyi çözümün farklı önerilmesi tüm problem türleri için çok önemlidir. Bu durumda hangi ÇKKV yönteminin tercih edilmesi gerektiğini tespit etme zorunluluğu ortaya çıkmaktadır.

Yapılan tercih sıralamalarından hangisinin en iyi tercih sıralaması olduğunu bulmak için karar matrisleri ile skorlar arasında doğrusal regresyon modeli tahminleri yapıldı. Yapılan bu model tahminlerinin kalitesini ölçmek için determinasyon katsayısı R^2 değerleri hesaplandı. İlgili hesaplamaların SPSS çıktıları, EK 2,4-30 da verilmiştir.

Çizelge 5.1. Uygulama problemi özet bilgileri

Alternatifler (Firmalar)		Kriterler	Optimum	Dönemler	Yöntemler
A1	Akfen	C1 (Cari Oran)	Min.	2011Q1	TOPSIS
A2	Akmerkez	C2 (Likitide)	Min.	2011Q2	MAUT
A3	Alarko	C3 (Nakit Oranı)	Min.	2011Q3	CP
A4	Ata	C4 (Fin. Kaldıraç)	Min.	2011Q4	VIKOR
A5	Atakule	C5 (Yatırım Oranı)	Max.	2012Q1	
A6	Avrasya			2012Q2	
A7	Deniz			2012Q3	
A8	Doğuş			2012Q4	
A9	Emlak Konut			2013Q1	
A10	Halk			2013Q2	
A11	İdealist			2013Q3	
A12	İş			2013Q4	
A13	Kiler			2014Q1	
A14	Nurol			2014Q2	
A15	Özderici			2014Q3	
A16	Pera				
A17	Reysaş				
A18	Saf				
A19	Servet				
A20	Sinpaş				
A21	Torunlar				
A22	TSKB				
A23	Vakıf				
A24	Yapı Kredi				
A25	Yeşil				

Her dönem için ÇKKV yöntemlerinin atadığı skorlar ile karar matrisi arasındaki regresyon tahmin modellerinin determinasyon katsayıları Çizelge 5.2'de verilmektedir. Buradaki değerler karar matrisi ile skorlar arasındaki uyumu göstermektedir. Katsayının yüksek olması uyum iyiliğinin güçlü olmasını işaret etmektedir. Dolayısıyla yüksek katsayıya sahip olan yöntem en iyi yöntem olarak kabul ediyoruz.

Çizelge 5.2'den de görüleceği üzere, determinasyon katsayıları dönemler arasında değişik karakter göstermektedirler. Bazı dönemde yüksek katsayı elde eden yöntemler başka dönemlerde düşük puan almış olabilmektedir. Buradan anlaşılacağı üzere, ÇKKV yöntemlerinin başarı performansları problem yapısına ve verilerine bağımlıdır. Bir problemde başarılı olan bir yöntem başka bir problemde aynı başarıyı elde edememiş olabilir.

Çizelge 5.2. Skorlar ile karar matrisi regresyon tahmin modellerinin R^2 determinasyon katsayıları ve istatistiksel yayılım ölçüleri

	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR	ORT.	AÇIKLIK	STD. SAP.
2011Q1	0,9996	1	0,9991	0,9965	0,9988	0,0035	0,00137
2011Q2	0,9979	1	0,9993	0,9982	0,99885	0,0021	0,00084
2011Q3	0,9998	1	0,9998	0,778	0,9444	0,222	0,09607
2011Q4	0,9996	1	0,9998	0,9992	0,99965	0,0008	0,0003
2012Q1	0,9997	1	0,9996	0,9985	0,99945	0,0015	0,00057
2012Q2	0,9975	1	0,9994	0,9977	0,99865	0,0025	0,00107
2012Q3	0,9989	1	0,9999	0,9997	0,99963	0,0011	0,00043
2012Q4	0,9996	1	0,9998	0,9994	0,9997	0,0006	0,00022
2013Q1	1	1	1	0,998	0,9995	0,002	0,00087
2013Q2	1	1	1	1	1	0	0
2013Q3	1	1	1	1	1	0	0
2013Q4	0,999	1	1	1	0,99975	0,001	0,00043
2014Q1	0,999	1	1	1	0,99975	0,001	0,00043
2014Q2	0,999	1	1	1	0,99975	0,001	0,00043
2014Q3	0,999	1	1	1	0,99975	0,001	0,00043
ORT.	0,99924	1	0,99978	0,98435			
AÇIKLIK	0,0025	0	0,0009	0,222			
STD. SAP.	0,00072	0	0,00029	0,05516			

Sıralamalar birbirlerine çok yakın oluştuğunda da, yöntemler arasında yapılan ayırımın tutarlılığını şüpheli hale getirmektedir. Bunun sonucu olarak, sıralamalar arasında büyük farklılıklar olduğunda determinasyon katsayıları arasında önemli farklar oluşacağından, regresyon yaklaşımıyla en iyi yöntemi belirlemek daha güvenilir olacaktır.

Çizelge 5.2'deki ortalamaları göz önüne aldığımızda; en başarılı yöntemler sırasıyla MAUT, CP, TOPSIS ve VIKOR olarak gerçekleşmiştir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çok kriterli karar verme yöntemleri birçok alanda karar verme problemlerinin çözümünde kullanılmaktadırlar. Aynı karar verme probleminin çözümünde birden fazla ÇKKV yöntemi kullanılabilmektedir. Bu karar verme yöntemlerinin önerdiği tercih sıralamaları uygulanan yönteme göre farklılıklar göstermektedir. Problemin yapısına göre, bu farklılıklar az veya çok olabilmektedir. Bu durumda hangi ÇKKV yönteminin uygulanması daha uygun olacağı çözülmesi gereken bir sorundur.

Bu tez çalışmasında karar verme problemi çözümlerinde kullanılan ÇKKV yöntemlerinin en iyisini seçmek için regresyon yaklaşımı önerilmiştir. Regresyon yaklaşımında, çok kriterli karar verme probleminin karar matrisi ile ÇKKV yöntemlerinin atadığı skorlar arasındaki ilişki önemli bir yer tutmaktadır. Tercih sıralaması karar matrisinde bulunan bilgiye göre oluştuğundan aralarındaki ilişki aşikârdır. Regresyon yaklaşımında bu ilişkinin kalitesi, yapılan tercih sıralamasının da iyiliğini göstereceği vurgulanmaktadır.

Tercih sıralaması ile karar matrisi arasındaki ilişkiye istinaden, skorların değişken ve kriterlerin bağımsız değişken olduğu bir regresyon modeli tahmini yapılabilir. Tabii olarak her bir ÇKKV yöntemleri ile bulunan tercih sıralamaları ile farklı model tahminleri oluşacaktır. Bu tahmin modellerinin kalitesi, skorların karar matrisi ile olan uyumunun iyiliğini ortaya koymaktadır. En iyi uyumu sağlayan sıralama en iyi sıralama olacaktır.

Regresyon modellerinin uyum iyiliğini ölçmek için hata kareleri toplamının analizi en temel bir yaklaşımdır. Determinasyon katsayısı, hata kareleri üzerine inşa edilen en temel uyum iyiliği ölçüsüdür. Bir modelin uyum iyiliği determinasyon katsayısı değerinin yüksekliği ile ölçülür. Dolayısıyla ÇKKV yönteminin iyiliği de, determinasyon katsayısının yüksekliği ile ölçülür.

Bu tezde önerdiğimiz regresyon yaklaşımına göre: verilen karar verme probleminde kullanılan en iyi ÇKKV yöntemi, skorlar ile karar matrisi arasında kurulan regresyon modelinde en yüksek R^2 determinasyon katsayısına sahip olan yöntemdir.

Tezde önerilen regresyon yaklaşımı için yapılan uygulamada, alternatifler arasında tam sıralama yapabilen; TOPSIS, MAUT, VIKOR ve CP yöntemleri çok kriterli karar verme yöntemleri olarak seçilmiştir. Kriterlerin önem düzeyinin tespitinde, Entropi yöntemi tercih edilmiştir. Uygulama verisi olarak, 5 kritere sahip 15 dönemlik finansal veri kullanılmıştır.

MAUT yöntemi ile elde edilen modeller genel olarak en iyi uyum iyiliğini göstermektedirler. Diğer yöntemlerin sıralamaları dönemlere göre azda olsa farklılıklar göstermektedir. Bundan da anlaşılacağı üzere, ÇKKV yöntemi seçimi veriye bağımlıdır.

Regresyon yaklaşımı önerilen ÇKKV yöntemleri için sayısal bir değer ataması yaptığından yöntemler arasında tam bir ayrım yapmamız söz konusudur. Bu da karar vericiye kesin bir yargıya varması için güçlü bir dayanak vermektedir.

Tez çalışmasında önerdiğimiz yöntemde, regresyon tahmin modeli ve uyum iyiliği ölçüsü gibi temel matematiksel ve istatistiksel araçlar kullanıldığından, basit, sade ve kolay bir kullanımı vardır. Buda, karar vericiye büyük avantaj sağlamaktadır.

Regresyon yaklaşımı, alternatifler arasında tam sıralama yapabilen yöntemler için kullanılabilmektedir. Dolayısıyla tüm ÇKKV yöntemleri için kullanılamaması yaklaşımın dezavantajıdır.

Regresyon modelini tahmin edebilmemiz için gözlem sayısının bağımsız değişken sayısından büyük olması gerekmektedir. Regresyon yaklaşımındaki tahmin modelinde, bağımsız değişkenler kriterler ve bağımlı değişken ise alternatiflerin tercih sıralamaları olduğundan; alternatif sayısı kriter sayısından fazla olmalıdır. Buda modeli zayıflatan bir kısıtlamadır.

İleriki çalışmalar için öneriler;

1) İleriki çalışmalarda, az alternatife ve çok kritere sahip problemlerde regresyon yaklaşımının kullanılabilmesi için örnek hacmini yani alternatif sayısını arttıracak yöntemler kullanılabilir. Bu amaçla tekrar örnekleme yöntemleri; örneğin Bootstrapping yöntemi kullanılabilir. Monte Carlo benzetimi de diğer düşünülebilecek örneklem hacmi büyütme yöntemi olabilir.

2) Regresyon yaklaşımında, uyumun iyiliği için determinasyon katsayısı önerilmişti. İleriki çalışmalarda diğer uyum iyiliği ölçülerinin kullanılmasında farklılık oluşup oluşmadığı araştırılabilir.
3) Bu tez çalışmasında önerilen yaklaşımda, tercih sıralamaları ile karar matrisi arasında regresyon model tahmini yapılması önerilmişti, ileri çalışmalarda tercih sıralaması yerine ÇKKV yöntemlerinin alternatifler için atadığı puanlar regresyon modelinde kullanılabilirliği üzerinde durulabilir.

KAYNAKLAR

1. Poole, D. (1992). *Decision-theoretic defaults*. in *Proceedıngs Of The Bıennıal Conference-Canadıan Socıety For Computatıonal Studıes Of Intellıgence*. Citeseer.

2. Journée, P., Perny, P. and Vanderpooten, D. (1998). Vanderpooten, *A multicriteria methodology for the verification of arms control agreements in Europe.* Foundations of Computing and Decision Sciences, 23(2): 63-85.

3. Bouyssou, D., et al., (2013). *Decision Making Process: Concepts and Methods*. John Wiley & Sons.

4. Bhushan, N. and Rai, K. (2004). *Strategic decision making: applying the analytic hierarchy process*. Springer Science & Business Media.

5. Zardari, N.H., et al., *Weighting Methods and Their Effects on Multi-Criteria Decision Making Model Outcomes in Water Resources Management*. 2014: Springer.

6. Yoe, C. (2002). *Trade-off analysis planning and procedures guidebook.* US Army Corps of Engineers, 310.

7. Triantaphyllou, E. (2000). *Multi-criteria decision making methods*, in *Multi-criteria Decision Making Methods: A Comparative Study*. 5-21.

8. Hwang, C.-L. and Yoon, K.(1981). *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems: Multiple Attribute Decision Making: Methods and Appllication*. Springer Verlag.

9. Pareto, V., Politique, C.D.E. and Rouge, F. (1986). *Lausanne*,1,2.

10. Koopmans, T.C. (1951). *Analysis of production as an efficient combination of activities.* Activity analysis of production and allocation, 13,33-37.

11. Von Neumann, J., *Morgenstern, 0* (1953). *.(1944) Theory of Games and Economic Behavior.* Princeton: Princeton UP.

12. Roy, B. (1968).*Classement et choix en présence de points de vue multiples.* Revue française d'automatique, d'informatique et de recherche opérationnelle. Recherche opérationnelle, 2(1): 7-75.

13. Zopounidis, C. and Pardalos, P. (2010). *Handbook of multicriteria analysis*. Springer Science & Business Media. 103.

14. Chen, S.-J. and Hwang,C.L. (1992). *Fuzzy multiple attribute decision making methods*. 1992: Springer.

15. Saaty, T.L.(1977). *A scaling method for priorities in hierarchical structures.* Journal of mathematical psychology, 15(3):234-281.

16. Chu, A., Kalaba, R. and Spingarn, K. (1979). *A comparison of two methods for determining the weights of belonging to fuzzy sets.* Journal of Optimization theory and applications, 27(4): 531-538.

17. Zimmermann, H.-J. (2001). *Fuzzy set theory—and its applications*. Springer Science & Business Media.

18. Cohon, J.L., (2013). *Multiobjective programming and planning*. Courier Corporation.

19. Hwang, C.-L. and Masud, A.S.M. (1979). *Multiple objective decision making—methods and applications*.

20. MacCrimmon, K.R. (1973). *An overview of multiple objective decision making.* Multiple criteria decision making, 3.

21. Marschak, J. (1976). *Guided soul-searching for multi-criterion decisions*. Springer.

22. Neyman, J. (1961). *Proceedings of the Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. Univ of California Press.

23. Pratyyush, S. and Jian-Bo, Y.(1998). *Multiple criteria decision support in engineering design*. Springer Verlag, Berlin.

24. Roy, B. (1990). *Decision-aid and decision-making*. Springer.

25. Zeleny, M. and Cochrane, J.L. (1973). *Multiple criteria decision making*. University of South Carolina Press.

26. Belton, V. and Stewart, T. (2002). *Multiple criteria decision analysis: an integrated approach*. Springer Science & Business Media.

27. Greco, S., Ehrgott, M. and Figueira, J.R. (2010). *Trends in multiple criteria decision analysis*. Springer Science & Business Media. 142.

28. Pöyhönen, M. and Hämäläinen, R.P.(2001). *On the convergence of multiattribute weighting methods.* European Journal of Operational Research, 129(3): 569-585.

29. Stewart, T.J. (1992). *A critical survey on the status of multiple criteria decision making theory and practice.* Omega, 20(5): 569-586.

30. Wang, J.-J., et al. (2009). *Review on multi-criteria decision analysis aid in sustainable energy decision-making.* Renewable and Sustainable Energy Reviews, 13(9): 2263-2278.

31. Tervonen, T., et al. (2009). *A stochastic method for robustness analysis in sorting problems.* European Journal of Operational Research, 192(1): 236-242.

32. Nijkamp, P. (1977). *Stochastic quantitative and qualitative multicriteria analysis for environmental design.* Papers in Regional Science, 39(1):175-199.

33. Capocelli, R.M. and De Luca, A. (1973). *Fuzzy sets and decision theory.* Information and control, 23(5):446-473.

34. Jaynes, E.T. (1957). *Information theory and statistical mechanics.* Physical review, 106(4): 620.

35. Shannon, C.*A m* (1948). *athematical theory of communication, bell System technical Journal 27: 379-423 and 623–656.* Mathematical Reviews (MathSciNet): MR10, 133.

36. Zeleny, M. (1974). *Linear multiobjective programming*. Springer-Verlag Berlin.

37. Erol, I., Sencer, S. and Sari, R. (2011). *A new fuzzy multi-criteria framework for measuring sustainability performance of a supply chain.* Ecological Economics, 70(6):1088-1100.

38. Zhang, X., et al. (2014). *Assessment Model of Ecoenvironmental Vulnerability Based on Improved Entropy Weight Method.* The Scientific World Journal.

39. Chang, T.-H. and T.-C. Wang, *Selection Of Initial Training Aircraft By Utilizing Entropy-Based Topsis Approach.*

40. Diakoulaki, D., avrotas, G. and Papayannakis, L. (1995). *Determining objective weights in multiple criteria problems: the CRITIC method.* Computers & Operations Research, 22(7):763-770.

41. Jahan, A., et al. (2012). *A framework for weighting of criteria in ranking stage of material selection process.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 58(1-4):411-420.

42. Behzadian, M., et al. (2012). *A state-of the-art survey of TOPSIS applications.* Expert Systems with Applications, 39(17): 13051-13069.

43. Chen, C.-T., Lin, C.T. and Huang, S.F. (2006). *A fuzzy approach for supplier evaluation and selection in supply chain management.* International journal of production economics, 102(2):289-301.

44. Kahraman, C., et al. (2009). *Information systems outsourcing decisions using a group decision-making approach.* Engineering Applications of Artificial Intelligence, 22(6):832-841.

45. Yong, D. (2006). *Plant location selection based on fuzzy TOPSIS.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 28(7-8): 839-844.

46. Lin, M.-C., et al. (2008). *Using AHP and TOPSIS approaches in customer-driven product design process.* Computers in Industry, 59(1): 17-31.

47. Shih, H.-S.(2008). *Incremental analysis for MCDM with an application to group TOPSIS.* European Journal of Operational Research, 186(2): 720-734.

48. Wang, J., Fan, K. and Wang, W. (2010). *Integration of fuzzy AHP and FPP with TOPSIS methodology for aeroengine health assessment.* Expert Systems with Applications, 37(12): 8516-8526.

49. Aydogan, E.K. (2011). *Performance measurement model for Turkish aviation firms using the rough-AHP and TOPSIS methods under fuzzy environment.* Expert Systems with Applications, 38(4):3992-3998.

50. Peng, Y., et al. (2011). *An empirical study of classification algorithm evaluation for financial risk prediction.* Applied Soft Computing, 1(2): 2906-2915.

51. Zandi, F. and Tavana, M. (2011). *A fuzzy group quality function deployment model for e-CRM framework assessment in agile manufacturing.* Computers & Industrial Engineering, 61(1):1-19.

52. Krohling, R.A. and Campanharo,V.C. (2011). *Fuzzy TOPSIS for group decision making: A case study for accidents with oil spill in the sea.* Expert Systems with Applications, 38(4): 4190-4197.

53. Sadeghzadeh, K. and Salehi, M.B.(2011). *Mathematical analysis of fuel cell strategic technologies development solutions in the automotive industry by the TOPSIS multi-criteria decision making method.* International journal of hydrogen energy, 36(20):13272-13280.

54. Sivapirakasam, S., Mathew, J. and Surianarayanan, M. (2011). *Multi-attribute decision making for green electrical discharge machining.* Expert Systems with Applications, 38(7):8370-8374.

55. Yue, Z. (2011). *A method for group decision-making based on determining weights of decision makers using TOPSIS.* Applied Mathematical Modelling, 35(4): 1926-1936.

56. Kelemenis, A. and Askounis, D. (2010). *A new TOPSIS-based multi-criteria approach to personnel selection.* Expert Systems with Applications, 37(7): 4999-5008.

57. Boran, F., Boran, K. and Menlik, T. (2012). *The evaluation of renewable energy technologies for electricity generation in Turkey using intuitionistic fuzzy TOPSIS.* Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy, 7(1):81-90.

58. Kaya, T. and Kahraman, C. (2011). *Multicriteria decision making in energy planning using a modified fuzzy TOPSIS methodology.* Expert Systems with Applications, 38(6): 6577-6585.

59. Yan, G., Ling, Z. and Dequn, Z. (2011). *Performance evaluation of coal enterprises energy conservation and reduction of pollutant emissions base on GRD-TOPSIS.* Energy Procedia, 5: 535-539.

60. Rao, P.V. and Baral, S.S. (2011). *Attribute based specification, comparison and selection of feed stock for anaerobic digestion using MADM approach.* Journal of hazardous materials, 186(2): 2009-2016.

61. Sun, Y.-F., et al. (2011). *Comprehensive evaluation of natural antioxidants and antioxidant potentials in Ziziphus jujuba Mill. var. spinosa (Bunge) Hu ex HF Chou fruits based on geographical origin by TOPSIS method.* Food Chemistry, 124(4): 1612-1619.

62. Dai, J., et al. (2010). *Integrated water resource security evaluation of Beijing based on GRA and TOPSIS.* Frontiers of Earth Science in China, 4(3): 357-362.

63. Afshar, A., et al. (2011). *Fuzzy TOPSIS multi-criteria decision analysis applied to Karun reservoirs system.* Water Resources Management, 25(2): 545-563.

64. Gómez-López, M., et al. (2009). *Decision support in disinfection technologies for treated wastewater reuse.* Journal of Cleaner Production, 17(16):1504-1511.

65. Albayrak, Y.E. and Erensal,Y.C. (2009). *Leveraging technological knowledge transfer by using fuzzy linear programming technique for multiattribute group decision making with fuzzy decision variables.* Journal of Intelligent Manufacturing, 20(2): 223-231.

66. Rahimi, S., Gandy, L. and Mogharreban, N. (2007). *A web-based high-performance multicriteria decision support system for medical diagnosis.* International Journal of Intelligent Systems, 22(10):1083-1099.

67. Sadi-Nezhad, S. and Damghani, K.K. (2010). *Application of a fuzzy TOPSIS method base on modified preference ratio and fuzzy distance measurement in assessment of traffic police centers performance.* Applied Soft Computing, 10(4): 1028-1039.

68. Yoon, K. (1981). *Systems selection by multiple attribute decision making*. Univ. Mikrofilms Internat.

69. Yoon, K. and Hwang, C. (1981). *TOPSIS (technique for order preference by similarity to ideal solution)–a multiple attribute decision making, w: Multiple attribute decision making–methods and applications, a state-of-the-at survey*. Berlin: Springer Verlag.

70. Srinivasan, V. and Shocker, A.D. (1973). *Estimating the weights for multiple attributes in a composite criterion using pairwise judgments.* Psychometrika, 38(4): 473-493.

71. Dasarathy, B. (1976). *Smart-Sımılarıty Measure Anchored Rankıng Technıque For Analysıs Of Multıdımensıonal Data Arrays*. Ieee-Inst Electrıcal Electronıcs Engıneers Inc 345 E 47th St, New York, Ny 10017-2394. 708-711.

72. Brans, J. (1982). *The engineering of decision: Elaboration instruments of decision support method Promethee. Laval University, Quebec, Canada*.

73. Mareschal, B., Brans, J.P. and Vincke, P. (1984). *Promethee: A new family of outranking methods in multicriteria analysis*. ULB--Universite Libre de Bruxelles.

74. Mareschal, B. and Brans, J.P. (1988). *Geometrical representations for MCDA.* European Journal of Operational Research, 34(1): 69-77.

75. Brans, J.P. and Mareschal, B. (1992). *Promethee V: MCDM problems with segmentation constraints.* Infor, 30(2): 85.

76. Brans, J.P. and Mareschal, B .(1994). *The Promcalc & GAIA decision support system for multicriteria decision aid.* Decision support systems, 12(4): 297-310.

77. Abu-Taleb, M.F. and Mareschal, B. (1995). *Water resources planning in the Middle East: application of the Promethee V multicriteria method.* European journal of operational research, 81(3): 500-511.

78. Albadvi, A. (2004). *Formulating national information technology strategies: A preference ranking model using Promethee method.* European Journal of Operational Research, 153(2): 290-296.

79. Anagnostopoulos, K., Giannopoulou, M. and Roukounis, Y. (2003). *Multicriteria evaluation of transportation infrastructure projects: An application of PRO-METHEE and GAIA methods.* Publication of: WIT Press.

80. Beynon, M.J. and Wells, P. (2008). *The lean improvement of the chemical emissions of motor vehicles based on preference ranking: A PROMETHEE uncertainty analysis.* Omega, 36(3): 384-394.

81. Du Bois, P., et al. (1989). *Medicis: an expert system for computer-aided diagnosis using the promethee multicriteria method.* European Journal of Operational Research, 39(3): 284-292.

82. Geldermann, J. and Rentz, O. (2005). *Multi‐criteria Analysis for Technique Assessment: Case Study from Industrial Coating.* Journal of Industrial Ecology, 9(3): 127-142.

83. Halouani, N., Chabchoub, H. and Martel, J.M. (2009). *Promethee-MD-2T method for project selection.* European Journal of Operational Research, 195(3): 841-849.

84. Mavrotas, G., Ziomas, I.C. and Diakouaki, D. (2006). *A combined MOIP–MCDA approach to building and screening atmospheric pollution control strategies in urban regions.* Environmental management, 38(1): 149-160.

85. Pavić, I. and Babić, Z. (1991). *The use of the Promethee method in the location choice of a production system.* International journal of production Economics, 23(1): 165-174.

86. Topcu, Y. and Ulengin, F. (2004). *Energy for the future: An integrated decision aid for the case of Turkey*. Energy, 29(1):137-154.

87. Settle, S., Goonetilleke, A. and Ayoko, G.A. (2007). *Determination of surrogate indicators for phosphorus and solids in urban stormwater: application of multivariate data analysis techniques.* Water, air, and soil pollution, 182(1-4) 149-161.

88. Figueira, J., Greco, S. and Ehrgott, M. (2005). *Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys*. Springer Science & Business Media, 78.

89. Brans, J.-P. and Vincke, P. (1985). *Note—A Preference Ranking Organisation Method: (The Promethee Method for Multiple Criteria Decision-Making).* Management science, 31(6): 647-656.

90. Brans, J.-P., Vincke, P. and Mareschal, B. (1986). *How to select and how to rank projects: The Promethee method.* European journal of operational research, 24(2): 228-238.

91. Keeney, R.L. (1987). *An analysis of the portfolio of sites to characterize for selecting a nuclear repository.* Risk Analysis, 7(2): 195-218.

92. Olson, D.L. (1995). *Decision aids for selection problems*. Springer Science & Business Media.

93. Keeney, R.L. and Raiffa, H. (1993). *Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs*. Cambridge university press.

94. Keeney, R.L. (1977) *The art of assessing multiattribute utility functions.* Organizational behavior and human performance, 19(2): 267-310.

95. De Montis, A., et al. (2005). *The structure of inter-urban traffic: A weighted network analysis.* arXiv preprint physics/0507106.

96. Zietsman, J., Rilett, L.R. and Kim, S.J. (2006). *Transportation corridor decision-making with multi-attribute utility theory.* International Journal of Management and decision making, 7(2-3): 254-266.

97. Opricovic, S. (1998). *Multicriteria optimization of civil engineering systems.* Faculty of Civil Engineering, Belgrade, 2(1): 5-21.

98. Yu, P.-L. (1973). *A class of solutions for group decision problems.* Management Science, 19(8) 936-946.

99. Opricovic, S. and Tzeng, G.H. (2004). *Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of Vıkor And Topsıs.* European Journal of Operational Research, 156(2):445-455.

100. Zeleny, M. (1973). *Compromise programming.* Multiple criteria decision making, 286.

101. Yu, P.-L. (1985). *Multiple-criteria decision making*. Springer.

102. Po-Lung, Y. (1985). *Multiple-criteria decision making*. Plenum Press.

103. Blasco, F., et al. (1999). *On the monotonicity of the compromise set in multicriteria problems.* Journal of optimization theory and applications, 102(1): 69-82.

104. Ballestero, E. and Romero, C. (1996). *Portfolio selection: A compromise programming solution.* Journal of the Operational Research Society, 1377-1386.

105. Öztel, A., Köse, M.S. and Aytekin, İ. (2012). *Kurumsal Sürdürülebilirlik Performansının Ölçümü İçin Çok Kriterli Bir Çerçeve: Henkel Örneği.* Tarih Kültür ve Sanat Araştırmaları Dergisi, 1(4): 32-44.

106. Erol, İ., et al. (2014). *Fuzzy MCDM framework for locating a nuclear power plant in Turkey.* Energy Policy, 67: 186-197.

107. André, F.J. and Romero, C. (2008). *Computing compromise solutions: on the connections between compromise programming and composite programming.* Applied Mathematics and Computation, 195(1): 1-10.

108. Benayoun, R., Roy, B. and Sussman, N. (1966). *Manual de reference du programme electre.* Note de synthese et Formation, 25.

109. Roy, B. and Bertier, P. (1973). *La Méthode ELECTRE II(Une application au média-planning...).*

110. Lootsma, F. (1990). *The French and the American school in multi-criteria decision analysis.* Revue française d'automatique, d'informatique et de recherche opérationnelle. Recherche opérationnelle, 24(3):263-285.

111. Roy, B. (1978). *Electre III: Un algorithme de classements fondé sur une représentation floue des préférences en présence de criteres multiples.* Cahiers du CERO, 20(1): 3-24.

112. Roy, B. and Hugonnard, J.C. (1982). *Ranking of suburban line extension projects on the Paris metro system by a multicriteria method.* Transportation Research Part A: General, 16(4):. 301-312.

113. Roy, B. and Skalka, M.J. (1987). *Electre Is: Aspects méthodologiques et guide d'utilisation*. Lamsade, Unité Associée Au Cnrs Université De Paris Dauphine. 825.

114. Yu, W. (1992). *Aide multicritère à la décision dans le cadre de la problématique du tri: concepts, méthodes et applications*. Paris 9.

115. Duckstein, L. and Gershon, M .(1983). *Multicriterion analysis of a vegetation management problem using Electre II.* Applied Mathematical Modelling, 7(4): 254-261.

116. Tecle, A. and Duckstein, L. (1992). *A procedure for selecting MCDM techniques for forest resources management.* Multiple Criteria Decision Making and Support at the Interface of Industry, Business and Finance, 19.

117. Raju, K.S., Duckstein, L. and Arondel, C. (2000). *Multicriterion analysis for sustainable water resources planning: a case study in Spain.* Water Resources Management, 14(6):435-456.

118. Siskos, J. and Hubert, P. (1983). *Multi-criteria analysis of the impacts of energy alternatives: a survey and a new comparative approach.* European Journal of Operational Research,13(3): 278-299.

119. Georgopoulou, E., et al. (2003). *A multiple criteria decision-aid approach in defining national priorities for greenhouse gases emissions reduction in the energy sector.* European Journal of Operational Research, 146(1):199-215.

120. Beccali, M., M. Cellura, and D. Ardente, *Decision making in energy planning: the ELECTRE multicriteria analysis approach compared to a fuzzy-sets methodology.* Energy Conversion and Management, 1998. 39(16): p. 1869-1881.

121. Hokkanen, J. and P. Salminen, *Choosing a solid waste management system using multicriteria decision analysis.* European journal of operational research, 1997. 98(1): p. 19-36.

122. Mahmoud, M.R. and Garcia, L.A. (2000). *Comparison of different multicriteria evaluation methods for the Red Bluff diversion dam.* Environmental Modelling & Software, 15(5): 471-478.

123. Rogers, M. and Bruen, M. (1998). *Choosing realistic values of indifference, preference and veto thresholds for use with environmental criteria within ELECTRE.* European Journal of Operational Research, 107(3): 542-551.

124. Doumpos, M. and Zopounidis, C. (2001). *Assessing financial risks using a multicriteria sorting procedure: the case of country risk assessment.* Omega, 29(1): 97-109.

125. Martel, J.M., Khoury, N. and Bergeron, M. (1988). *An application of a multicriteria approach to portfolio comparisons.* Journal of the Operational Research Society, 617-628.

126. Zopounidis, C. and A.I. Dimitras, *Multicriteria Decision Aid methods for the prediction of business failure*. 1998: Springer Science & Business Media.

127. Wijnmalen, D.J. (1997). *A case-study in military decision-making with mission-oriented multiple objectives,* in *Multicriteria Analysis*., Springer. 549-560.

128. Gabrel, V. (1994). *Méthodologie pour la planification de la production de systèmes d'observation de la Terre par satellites: aspects algorithmiques et multicritères*.

129. e Costa, C.A.B. and das Neves, C.F.D. (1989). *Describing and Formalizing the Evaluation Process of Portuguese Navy Officers*, in *Improving Decision Making in Organisations,* Springer. 355-369.

130. Blondeau, P., Spérandio, M. and Allard, F. (2002). *Multicriteria analysis of ventilation in summer period.* Building and Environment, 37(2):165-176.

131. Colson, G. (2000). *The OR's prize winner and the software ARGOS: how a multijudge and multicriteria ranking GDSS helps a jury to attribute a scientific award.* Computers & Operations Research, 27(7):741-755.

132. Michel, J. (1974). *La sélection des projects du programme architecture nouvelle*. in *Actes du congres Association Française pour la Cybernétique Economique et Technique*.

133. Roy, B., Present, M. and Silhol, D. (1986). *A programming method for determining which Paris metro stations should be renovated.* European Journal of Operational Research, 24(2): 318-334.

134. Hugonnard, J. and Roy, B. (1982). *Le Plan D'extensıon Du Metro En Banlıeue Parısıenne, Un Cas Typıque D'applıcatıon De L'analyse Multıcrıtere.* Cahiers Scientifiques de la Revue Transports, (6).

135. Żak, J. and Kruszyński, M. (2015). *Application of AHP and Electre III/IV Methods to Multiple Level, Multiple Criteria Evaluation of Urban Transportation Projects.* Transportation Research Procedia, 10: 820-830.

136. Radziszewska-Zielina, E. and M. Glen. (2015). *The application of the Electre I method for the selection of the floor solution variant*. in *Advances and Trends in Engineering Sciences and Technologies: Proceedings of the International Conference on Engineering Sciences and Technologies, 27-29 May 2015, Tatranská Štrba, High Tatras Mountains-Slovak Republic*. CRC Press.

137. Petrović, M., et al. (2014). *An Electre-based decision aid tool for stepwise benchmarking: An application over EU Digital Agenda targets.* Decision Support Systems, 59:230-241.

138. Gurgel, A., Mota, C., and, I.(2014). Pimenta. *Public Safety Planning in Natal city: An application based on ELECTRE TRI model*. in *Systems, Man and Cybernetics (SMC), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE.

139. Chaghooshi, A.J., et al.(2014). *Contractor Selection Using Integrated Goal Programming and Fuzzy ELECTRE.* International Journal of Strategic Decision Sciences (IJSDS), 5(3): 65-86.

140. Saaty, T.L. (1980). *The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resources allocation.* New York: McGraw,

141. Wind, Y. and Saaty, T.L. (1980). *Marketing applications of the analytic hierarchy process.* Management science, 26(7):641-658.

142. Saaty, T.L. and Vargas, L.G. (2012). *Models, methods, concepts & applications of the analytic hierarchy process*. Springer Science & Business Media.175.

143. Satty, T.L. and Vargas, L.G. (2001). *Models, methods, concepts and applications of the analytic hierarchy process.* Int. Ser. Oper. Res. Management Sci, 34: 1-352.

144. Saaty, T.L. and Vargas, L.G. (1982). *Rationing energy to industries: priorities and input-output dependence,* in *The Logic of Priorities*. Springer. 182-192.

145. Dağdeviren, M., Yavuz, S. and Kılınç, N. (2009). *Weapon selection using the AHP and TOPSIS methods under fuzzy environment.* Expert Systems with Applications, 36(4):8143-8151.

146. Abdi, M.R. and Labib, A. W. (2003). *A design strategy for reconfigurable manufacturing systems (RMSs) using analytical hierarchical process (AHP): a case study.* International Journal of Production Research, 41(10): 2273-2299.

147. Solnes, J. (2003). *Environmental quality indexing of large industrial development alternatives using AHP*. Environmental Impact Assessment Review, 23(3): 283-303.

148. Tavana, M. (2006). *A priority assessment multi-criteria decision model for human spaceflight mission planning at NASA.* Journal of the Operational Research Society, 57(10): 1197-1215.

149. Yang, T. and Kuo, C. (2003). *A hierarchical AHP/DEA methodology for the facilities layout design problem.* European Journal of Operational Research, 147(1):128-136.

150. Kim, P.O., Lee, K.J. and Lee, B.W. (1999). *Selection of an optimal nuclear fuel cycle scenario by goal programming and the analytic hierarchy process.* Annals of Nuclear Energy, 26(5): 449-460.

151. Kwong, C. and Bai, H. (2002). *A fuzzy AHP approach to the determination of importance weights of customer requirements in quality function deployment.* Journal of intelligent manufacturing, 13(5): 367-377.

152. Abrishamchi, A., et al. (2005). *Case study: application of multicriteria decision making to urban water supply.* Journal of Water Resources Planning and Management, 131(4): 326-335.

153. Roman, F., et al. (2004). *Selection without reflection is a risky business*. in *10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference*.

154. Tecle, A. (1992). *Selectıng A Multıcrıterıon Decısıon Makıng Technıque For Watershed Resources Management1*. Wiley Online Library.

155. Guitouni, A. and Martel, J.M.(1998). *Tentative guidelines to help choosing an appropriate MCDA method.* European Journal of Operational Research, 109(2):501-521.

156. Hajkowicz, S. and Higgins, A. (2008). *A comparison of multiple criteria analysis techniques for water resource management.* European journal of operational research, 184(1):255-265.

157. Poh, K.L. (1998). *A knowledge-based guidance system for multi-attribute decision making.* Artificial intelligence in engineering,12(3):315-326.

158. Lu, J., et al. (1999). *The design of a knowledge-based guidance system for an intelligent multiple objective decision support system (IMODSS)*. in *Proceedings of The 10th Australasian Conference on Information Systems*.

159. Gujarati, D.N., (2003). *Basic Econometrics. 4th*. New York: McGraw-Hill.

160. Kennedy, P.E. (1981). *The Ballentıne: A Graphıcal Aıd For Econometrıcs*.* Australian Economic Papers, 20(37): 414-416.

EKLER

EK -1. 2011Q1 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,1051	0,1051	0,0016	0,3535	1,1095	0,9530	0,9352	0,0501	0,0219
A2	0,5527	0,5527	0,5303	0,1972	1,1090	0,9609	0,9503	0,0396	0,0028
A3	21,0923	16,5932	16,2689	0,0412	0,1855	0,9420	0,9309	0,0574	0,0424
A4	100,652	100,652	97,6090	0,0146	0,0000	0,8652	0,8421	0,1035	0,0988
A5	25,9667	25,9667	25,4577	0,0192	0,6134	0,9448	0,9321	0,0530	0,0285
A6	0,0449	0,0449	0,0009	0,6492	2,7660	0,9419	0,9349	0,0651	0,0736
A7	807,422	807,422	807,167	0,0022	0,0000	0,0703	0,0797	0,6186	1,0000
A8	11,3911	11,3911	10,3477	0,0095	0,9008	0,9585	0,9542	0,0395	0,0070
A9	1,1538	0,9409	0,5974	0,5186	0,9075	0,9400	0,9141	0,0689	0,0627
A10	57,6140	57,6140	57,1447	0,0006	0,9667	0,9199	0,9061	0,0629	0,0324
A11	400,127	53,6239	25,6706	0,0028	0,0012	0,7815	0,7931	0,1674	0,2639
A12	4,2406	4,2406	3,8082	0,1002	0,9412	0,9603	0,9532	0,0396	0,0063
A13	1,1978	0,4236	0,0477	0,7143	0,7458	0,9251	0,8920	0,0898	0,1095
A14	28,6254	28,6254	26,9980	0,0146	0,6091	0,9431	0,9301	0,0541	0,0298
A15	66,4294	19,5720	11,8267	0,0368	0,0400	0,9299	0,9150	0,0667	0,0560
A16	0,5062	0,5062	0,0262	0,2924	1,0659	0,9558	0,9402	0,0450	0,0099
A17	3,8243	3,8243	0,4440	0,0951	0,9318	0,9605	0,9552	0,0387	0,0055
A18	2,3289	2,3289	2,3190	0,3457	0,7809	0,9483	0,9277	0,0538	0,0259
A19	0,1741	0,1741	0,0143	0,5364	1,0769	0,9408	0,9162	0,0688	0,0646
A20	2,2039	0,5139	0,0402	0,4372	0,1554	0,9341	0,9090	0,0687	0,0558
A21	1,4457	1,2868	1,0904	0,2685	0,9544	0,9551	0,9396	0,0463	0,0137
A22	1,1471	1,1471	0,9030	0,3375	0,9896	0,9521	0,9336	0,0501	0,0200
A23	7,1492	7,1492	6,8226	0,0418	0,8943	0,9596	0,9551	0,0391	0,0067
A24	2,6550	0,5600	0,0248	0,3095	0,2761	0,9418	0,9238	0,0602	0,0437
A25	6,8948	2,6045	0,1976	0,7971	0,2480	0,9140	0,8722	0,1039	0,1352

EK -2. 2011Q1 ÇKKV skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktısı

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9998	,9996	,9995	,0039

a. Predictors: (Constant), C5, C3, C4, C1

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	1,0000	1,0000	,0004

a. Predictors: (Constant), C5, C3, C4, C1

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9996	,9991	,9989	,0037

a. Predictors: (Constant), C5, C3, C4, C1

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9982	,9965	,9957	,0129

a. Predictors: (Constant), C5, C3, C4, C1

EK 3. 2011Q2 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	1,0099	1,0099	0,7252	0,2817	0,9991	0,9471	0,9486	0,0438	0,0618
A2	0,2117	0,2117	0,0261	0,0347	1,0273	0,9890	0,9857	0,0120	0,0000
A3	32,1642	24,5269	23,8476	0,0240	0,3022	0,8444	0,8232	0,1195	0,1782
A4	95,9553	95,9553	95,9531	0,0153	0,0000	0,5032	0,4349	0,4077	0,6959
A5	60,0469	60,0469	58,6925	0,0108	0,6127	0,6597	0,6556	0,2487	0,4158
A6	10,8353	10,8353	4,7913	0,0043	0,9591	0,9498	0,9455	0,0378	0,0415
A7	62,5191	62,5191	62,5049	0,0170	0,0000	0,6428	0,6132	0,2749	0,4569
A8	15,7209	15,7209	14,9593	0,0072	0,8932	0,9047	0,9026	0,0682	0,0947
A9	1,0678	0,8033	0,5175	0,5215	0,9574	0,9069	0,9167	0,0753	0,1271
A10	4,4675	4,4675	4,3896	0,0445	0,9754	0,9694	0,9593	0,0263	0,0196
A11	458,291	58,4478	26,3732	0,0026	0,0013	0,3602	0,4134	0,4692	0,8578
A12	4,7293	4,7293	4,2618	0,1017	0,9293	0,9642	0,9497	0,0321	0,0284
A13	1,7192	0,6132	0,3372	0,4562	0,5314	0,9144	0,9081	0,0753	0,1201
A14	12,1780	11,0460	10,5631	0,4917	0,8152	0,8878	0,8599	0,1017	0,1570
A15	428,131	122,439	71,4173	0,0728	0,0359	0,1773	0,1859	0,5714	0,9661
A16	1,0375	1,0375	0,4033	0,2372	0,9959	0,9549	0,9550	0,0377	0,0494
A17	2,6938	2,6938	0,2012	0,1070	0,9353	0,9743	0,9654	0,0241	0,0182
A18	1,0386	1,0386	1,0292	0,3455	0,9806	0,9359	0,9387	0,0529	0,0800
A19	0,1205	0,1205	0,0135	0,5606	1,1209	0,9014	0,9217	0,0753	0,1314
A20	2,3300	0,6622	0,0730	0,4391	0,1819	0,9128	0,8962	0,0802	0,1243
A21	1,9260	1,8221	1,5583	0,3256	0,8731	0,9379	0,9333	0,0543	0,0796
A22	2,3327	2,3327	1,7796	0,3583	0,9544	0,9325	0,9305	0,0578	0,0876
A23	0,3699	0,3699	0,3617	0,3115	1,2681	0,9431	0,9584	0,0408	0,0613
A24	2,4346	0,5348	0,0087	0,3338	0,2917	0,9301	0,9147	0,0641	0,0928
A25	1,0398	0,4512	0,0294	0,8234	0,8147	0,8604	0,8737	0,1163	0,2112

EK 4. 2011Q2 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9989	,9979	,9973	,0107

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	1,0000	1,0000	,0000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9997	,9993	,9991	,0044

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9991	,9982	,9977	,0128

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

EK 5. 2011Q3 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,3228	0,3228	0,1583	0,2978	1,0926	0,9743	0,9674	0,0297	0,0354
A2	2,5116	2,5116	2,2305	0,0353	0,9471	0,9921	0,9840	0,0130	0,0001
A3	30,8737	24,3453	22,9056	0,0254	0,2761	0,9585	0,9342	0,0479	0,0587
A4	33,1935	33,1935	33,1771	0,0356	0,0000	0,9455	0,9152	0,0616	0,0821
A5	85,3898	85,3898	84,7026	0,0088	0,6441	0,8748	0,8689	0,0861	0,1118
A6	32,6558	32,6558	20,0651	0,0020	0,9412	0,9589	0,9533	0,0306	0,0239
A7	680,154	680,154	680,062	0,0026	0,0000	0,0646	0,0705	0,6299	1,0000
A8	12,8589	12,8589	12,4147	0,0102	0,8776	0,9799	0,9707	0,0207	0,0106
A9	1,0063	0,7308	0,4346	0,5010	0,9964	0,9573	0,9456	0,0497	0,0760
A10	3,3084	3,3084	3,2922	0,0566	0,9485	0,9906	0,9809	0,0145	0,0017
A11	479,590	57,7207	23,7728	0,0027	0,0012	0,7360	0,7413	0,2210	0,4035
A12	4,8437	4,8437	4,6725	0,1042	0,9192	0,9867	0,9738	0,0185	0,0069
A13	1,7382	0,5024	0,1236	0,4252	0,5482	0,9614	0,9390	0,0496	0,0689
A14	25,4615	1,2165	0,9453	0,6625	0,2423	0,9394	0,8986	0,0806	0,1245
A15	50,7909	13,5379	5,0113	0,0974	0,0354	0,9576	0,9263	0,0555	0,0743
A16	0,7778	0,7778	0,1504	0,2469	1,0298	0,9783	0,9698	0,0262	0,0269
A17	2,6073	2,6073	0,1842	0,1139	0,9264	0,9877	0,9772	0,0167	0,0048
A18	0,9944	0,9944	0,9694	0,3697	1,0031	0,9680	0,9573	0,0380	0,0510
A19	0,4555	0,4419	0,0058	0,4397	1,2077	0,9627	0,9580	0,0408	0,0605
A20	2,4170	0,7012	0,0654	0,4278	0,1845	0,9583	0,9275	0,0555	0,0755
A21	2,2080	2,0660	1,8442	0,3603	0,8625	0,9681	0,9526	0,0399	0,0523
A22	1,9232	1,9232	1,4608	0,3789	0,9697	0,9671	0,9545	0,0398	0,0539
A23	0,0772	0,0772	0,0730	0,2451	1,2779	0,9790	0,9780	0,0220	0,0221
A24	2,1827	0,4695	0,0069	0,3718	0,3104	0,9634	0,9366	0,0484	0,0627
A25	1,0648	0,5919	0,0196	0,7827	0,7690	0,9347	0,9136	0,0785	0,1332

EK 6. 2011Q3 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9999	,9998	,9998	,0026

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	1,0000	1,0000	,0000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9999	,9998	,9997	,0022

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9996	,9991	,9989	,0068

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 7. 2011Q4 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,2070	0,2070	0,0602	0,3037	1,1028	0,9622	0,9562	0,0401	0,0505
A2	5,1980	5,1980	5,0372	0,0321	0,8674	0,9850	0,9739	0,0202	0,0038
A3	29,0767	23,0358	21,3397	0,0295	0,2674	0,9499	0,9252	0,0536	0,0614
A4	95,9617	95,9617	95,9335	0,0169	0,0000	0,8193	0,8030	0,1268	0,1710
A5	60,9612	60,9612	60,3773	0,0095	0,7063	0,8863	0,8820	0,0768	0,0913
A6	36,2555	36,2555	23,4315	0,0018	0,9385	0,9417	0,9370	0,0410	0,0327
A7	534,027	534,027	534,013	0,0033	0,0000	0,0941	0,0973	0,6087	1,0000
A8	24,3291	24,3291	23,9199	0,0057	0,8658	0,9539	0,9463	0,0340	0,0196
A9	1,1317	0,8412	0,4837	0,4821	0,9255	0,9409	0,9283	0,0649	0,1020
A10	8,6504	8,6504	8,5591	0,0418	0,9439	0,9809	0,9694	0,0213	0,0026
A11	504,324	57,1781	21,0789	0,0023	0,0010	0,6777	0,6661	0,2924	0,5704
A12	8,1025	8,1025	6,8167	0,1090	0,8969	0,9780	0,9615	0,0260	0,0094
A13	1,6772	0,6750	0,0952	0,4086	0,6189	0,9477	0,9280	0,0606	0,0876
A14	5,3768	0,1028	0,0453	0,6494	0,2935	0,9196	0,8875	0,0953	0,1587
A15	76,2180	17,1882	5,7659	0,0996	0,0544	0,9310	0,8991	0,0698	0,0869
A16	1,3157	0,4841	0,0812	0,2652	0,9391	0,9659	0,9552	0,0383	0,0434
A17	2,9944	2,9944	0,7446	0,1631	0,8897	0,9768	0,9635	0,0280	0,0183
A18	2,2736	2,1637	0,8038	0,5389	0,5046	0,9326	0,9073	0,0788	0,1254
A19	0,3415	0,2602	0,0031	0,4810	1,3428	0,9418	0,9419	0,0580	0,0940
A20	1,6783	0,6801	0,0811	0,4730	0,7358	0,9412	0,9237	0,0666	0,1028
A21	2,1660	1,9065	1,6879	0,3577	0,8726	0,9547	0,9399	0,0515	0,0706
A22	1,7341	1,7341	1,3022	0,3596	0,9740	0,9550	0,9433	0,0500	0,0690
A23	89,4540	89,4540	88,7809	0,0126	0,7453	0,8338	0,8368	0,1077	0,1448
A24	1,9067	0,3306	0,0079	0,4043	0,3930	0,9465	0,9218	0,0634	0,0902
A25	1,0156	0,5573	0,0071	0,8084	0,9343	0,9053	0,8896	0,1039	0,1893

EK 8. 2011Q4 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9998	,9996	,9995	,0040

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	1,0000	1,0000	,0000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9999	,9998	,9997	,0021

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9996	,9992	,9990	,0068

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 9. 2012Q1 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,3413	0,3413	0,1812	0,3098	1,0555	0,9674	0,9607	0,0360	0,0379
A2	7,3613	7,3613	6,9370	0,0332	0,7901	0,9844	0,9720	0,0216	0,0033
A3	100,270	80,2507	78,4934	0,0116	0,2742	0,8722	0,8530	0,0936	0,1110
A4	19,5414	19,5414	19,5389	0,0571	0,0000	0,9583	0,9269	0,0572	0,0712
A5	97,4844	97,4844	96,6992	0,0076	0,6736	0,8521	0,8513	0,0981	0,1239
A6	47,9404	47,9404	27,3467	0,0015	0,9340	0,9397	0,9361	0,0424	0,0328
A7	655,599	655,599	655,338	0,0029	0,0000	0,0825	0,0878	0,6171	1,0000
A8	26,5156	26,5156	26,0698	0,0058	0,8522	0,9591	0,9515	0,0308	0,0116
A9	1,1076	0,8176	0,4950	0,5005	0,9327	0,9482	0,9358	0,0585	0,0846
A10	0,2167	0,2167	0,2125	0,2387	1,1398	0,9748	0,9711	0,0270	0,0198
A11	369,881	58,1371	31,4203	0,0028	0,0010	0,7866	0,7694	0,1895	0,3335
A12	4,0840	4,0840	3,3184	0,1309	0,9046	0,9831	0,9700	0,0219	0,0020
A13	2,2074	0,9908	0,1341	0,4045	0,5323	0,9552	0,9323	0,0552	0,0701
A14	2,4592	0,0473	0,0127	0,8327	0,1605	0,9142	0,8751	0,1064	0,1758
A15	532,579	92,5681	32,4833	0,1150	0,0525	0,7110	0,6784	0,2677	0,4907
A16	1,1187	0,4054	0,0101	0,2830	0,9702	0,9697	0,9604	0,0347	0,0334
A17	2,1188	2,1188	0,1213	0,1584	0,9292	0,9816	0,9711	0,0228	0,0061
A18	2,5817	2,4198	0,7147	0,5248	0,5392	0,9440	0,9188	0,0683	0,0984
A19	0,4486	0,2860	0,0013	0,4335	1,2495	0,9553	0,9541	0,0458	0,0628
A20	1,9899	0,8503	0,0749	0,4601	0,6773	0,9510	0,9314	0,0585	0,0802
A21	1,9799	1,7196	1,4414	0,3529	0,8815	0,9623	0,9485	0,0443	0,0522
A22	1,7318	1,7318	1,2671	0,3433	0,9747	0,9636	0,9528	0,0417	0,0481
A23	46,7631	46,7631	46,4485	0,0146	0,7400	0,9283	0,9199	0,0515	0,0451
A24	1,9026	0,2806	0,0007	0,4048	0,3939	0,9540	0,9282	0,0572	0,0725
A25	1,0062	0,5325	0,0035	0,8203	0,9718	0,9182	0,9036	0,0915	0,1576

EK 10. 2012Q1 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9999	,9997	,9997	,0032

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000000000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9998	,9996	,9995	,0029

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9992	,9985	,9981	,0093

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 11. 2012Q2 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,3240	0,3240	0,1398	0,3002	1,0588	0,9483	0,9570	0,0428	0,0717
A2	5,6692	5,6692	4,8439	0,0215	0,9039	0,9832	0,9767	0,0155	0,0000
A3	221,304	178,343	174,044	0,0072	0,2715	0,4665	0,5038	0,3276	0,5462
A4	113,478	113,478	113,473	0,0113	0,0000	0,6683	0,6717	0,2160	0,3495
A5	78,0309	78,0309	77,4002	0,0083	0,6560	0,7732	0,7914	0,1397	0,2203
A6	60,5360	60,5360	29,2121	0,0014	0,9232	0,8601	0,8761	0,0864	0,1313
A7	328,433	328,433	328,327	0,0044	0,0000	0,1457	0,1541	0,5729	1,0000
A8	66,7206	66,7206	66,1019	0,0025	0,8364	0,8064	0,8286	0,1159	0,1800
A9	1,2154	0,7627	0,4267	0,4987	0,8647	0,9162	0,9176	0,0768	0,1443
A10	0,9859	0,4646	0,4439	0,2330	1,0014	0,9594	0,9629	0,0351	0,0517
A11	377,517	73,7997	46,6804	0,0027	0,0009	0,5978	0,5838	0,3383	0,6713
A12	8,6960	8,6960	7,0046	0,1300	0,8901	0,9669	0,9540	0,0322	0,0319
A13	2,0838	0,7291	0,0181	0,3826	0,6199	0,9327	0,9216	0,0665	0,1135
A14	2,5350	0,1896	0,0331	0,8452	0,1482	0,8624	0,8317	0,1445	0,2814
A15	65,5569	9,0595	1,3228	0,1363	0,0515	0,9092	0,8764	0,0873	0,1348
A16	1,0060	0,2742	0,0051	0,2944	0,9982	0,9492	0,9545	0,0437	0,0719
A17	2,8355	2,5911	0,4608	0,1748	0,8794	0,9681	0,9620	0,0314	0,0380
A18	10,9497	9,7280	5,6850	0,6808	0,5837	0,8838	0,8586	0,1193	0,2248
A19	2,5675	2,3022	0,0053	0,3919	0,3276	0,9278	0,9039	0,0760	0,1265
A20	1,6270	0,7174	0,0808	0,4612	0,7065	0,9212	0,9150	0,0754	0,1367
A21	2,1545	1,8199	1,5738	0,3514	0,8815	0,9391	0,9370	0,0566	0,0965
A22	2,0912	2,0912	1,6560	0,3424	0,9628	0,9408	0,9421	0,0533	0,0912
A23	54,4591	54,4591	54,1482	0,0132	0,7356	0,8413	0,8512	0,0991	0,1475
A24	1,8132	0,2757	0,0170	0,4236	0,4048	0,9243	0,9054	0,0775	0,1333
A25	1,0132	0,4497	0,0108	0,8182	0,9404	0,8696	0,8765	0,1202	0,2476

EK 12. 2012Q2 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9988	,9975	,9969	,0106

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	1,0000	1,0000	,0000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9997	,9994	,9992	,0035

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9989	,9977	,9971	,0121

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 13. 2012Q3 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,2669	0,2669	0,0379	0,2986	1,0502	0,9631	0,9650	0,0350	0,0588
A2	9,9095	9,9095	9,0786	0,0195	0,8310	0,9799	0,9720	0,0189	0,0132
A3	111,390	90,5508	84,2925	0,0100	0,2627	0,8157	0,8025	0,1280	0,1895
A4	148,459	148,459	143,371	0,0094	0,0000	0,7090	0,7023	0,1930	0,2956
A5	128,786	128,786	127,895	0,0067	0,6262	0,7454	0,7617	0,1585	0,2462
A6	4,8987	4,8987	3,0311	0,0220	0,9130	0,9905	0,9845	0,0108	0,0000
A7	500,352	500,352	500,267	0,0034	0,0000	0,0991	0,1002	0,6038	1,0000
A8	41,1713	41,1713	40,8249	0,0044	0,8226	0,9185	0,9198	0,0527	0,0680
A9	1,1097	0,6439	0,3264	0,4840	0,9332	0,9412	0,9370	0,0599	0,1108
A10	1,7899	1,4205	1,1842	0,1612	0,8644	0,9789	0,9707	0,0240	0,0287
A11	435,986	83,5427	51,9657	0,0024	0,0008	0,6609	0,6447	0,2922	0,5616
A12	10,2055	7,3097	5,6583	0,1918	0,8742	0,9715	0,9570	0,0327	0,0424
A13	1,9387	0,8539	0,0389	0,3789	0,6475	0,9520	0,9362	0,0541	0,0907
A14	2,3585	0,1634	0,0053	0,8526	0,1473	0,8977	0,8579	0,1212	0,2276
A15	65,7171	9,9876	2,6474	0,2024	0,0478	0,9309	0,8897	0,0777	0,1182
A16	0,9472	0,3041	0,0047	0,2703	1,0146	0,9665	0,9664	0,0326	0,0524
A17	1,0798	1,0513	0,2149	0,2449	0,9892	0,9695	0,9676	0,0305	0,0468
A18	12,3288	10,4766	5,0745	0,6828	0,6407	0,9154	0,8860	0,0971	0,1785
A19	2,5769	2,3097	0,0100	0,3773	0,3286	0,9489	0,9209	0,0617	0,0991
A20	1,5925	0,7398	0,0251	0,4460	0,7333	0,9449	0,9324	0,0600	0,1060
A21	1,6055	1,3000	1,0693	0,3976	0,9287	0,9511	0,9459	0,0504	0,0889
A22	2,3322	2,3322	1,8563	0,3439	0,9571	0,9573	0,9521	0,0441	0,0749
A23	60,4250	60,4250	60,1031	0,0121	0,7307	0,8802	0,8819	0,0775	0,1091
A24	1,7783	0,2607	0,0069	0,4317	0,4117	0,9441	0,9198	0,0654	0,1103
A25	1,3378	0,5083	0,0061	0,8278	0,5286	0,9023	0,8784	0,1095	0,2112

EK 14. 2012Q3 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9995	,9989	,9986	,0068

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	1,0000	1,0000	,0000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,0000	,9999	,9999	,0013

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,9998	,9997	,9996	,0043

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 15. 2012Q4 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,5350	0,5350	0,3470	0,3136	1,0342	0,9672	0,9557	0,0393	0,0424
A2	13,7494	13,7494	13,5741	0,0186	0,7688	0,9747	0,9625	0,0269	0,0089
A3	50,3425	44,8507	41,4865	0,0134	0,4966	0,9248	0,9110	0,0562	0,0498
A4	116,882	116,882	113,680	0,0081	0,1965	0,8099	0,8031	0,1281	0,1707
A5	77,5464	77,5464	76,9938	0,0085	0,6586	0,8729	0,8698	0,0852	0,1011
A6	62,1318	62,1318	48,9152	0,0018	0,9054	0,9063	0,9055	0,0624	0,0644
A7	607,978	607,978	607,931	0,0033	0,0000	0,0838	0,0947	0,6112	1,0000
A8	33,3253	33,3253	33,0164	0,0054	0,8361	0,9448	0,9378	0,0397	0,0244
A9	1,0264	0,7173	0,3820	0,4880	0,9825	0,9502	0,9349	0,0593	0,0860
A10	1,3714	0,4197	0,1987	0,2323	0,9808	0,9748	0,9631	0,0311	0,0235
A11	173,722	32,2345	19,4695	0,0059	0,0008	0,8603	0,8647	0,1041	0,1580
A12	2,2389	1,6587	0,8740	0,2314	0,8966	0,9742	0,9597	0,0328	0,0252
A13	1,5121	0,5727	0,1796	0,3896	0,8102	0,9589	0,9413	0,0507	0,0645
A14	1,8709	0,0831	0,0020	0,8626	0,2337	0,9137	0,8746	0,1101	0,1885
A15	49,8496	8,0558	1,5817	0,2665	0,0460	0,9457	0,9105	0,0622	0,0691
A16	0,5225	0,2003	0,0083	0,2582	1,0845	0,9728	0,9635	0,0324	0,0280
A17	1,5754	1,5754	0,3812	0,2511	0,9286	0,9726	0,9589	0,0343	0,0292
A18	0,5429	0,4012	0,2476	0,7048	1,4060	0,9303	0,9223	0,0776	0,1326
A19	4,1241	4,1241	3,8461	0,0943	0,8699	0,9846	0,9706	0,0216	0,0000
A20	1,7852	0,8944	0,0842	0,4867	0,6795	0,9492	0,9270	0,0632	0,0903
A21	1,6848	1,0180	0,7928	0,4010	0,8755	0,9581	0,9411	0,0515	0,0667
A22	2,0237	2,0237	1,6854	0,3547	0,9618	0,9627	0,9473	0,0458	0,0547
A23	55,8907	55,8907	55,5557	0,0118	0,7290	0,9081	0,9020	0,0635	0,0642
A24	1,4865	0,1201	0,0036	0,4639	0,5812	0,9508	0,9275	0,0617	0,0858
A25	1,8253	0,8964	0,0447	0,8100	0,2301	0,9182	0,8799	0,1046	0,1759

EK 16. 2012Q4 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1,0000	,9998	,9996	,9995	,0040

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000000000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1,0000	,9999	,9998	,9998	,0017

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1,0000	,9997	,9994	,9992	,0055

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 17. 2013Q1 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,6089	0,6089	0,4664	0,3313	1,0351	0,9612	0,9528	0,0439	0,0643
A2	4,4361	4,4361	4,2832	0,0236	0,9204	0,9824	0,9746	0,0172	0,0000
A3	39,6242	35,3588	34,5976	0,0177	0,4953	0,8613	0,8562	0,0934	0,1244
A4	261,662	261,662	253,172	0,0040	0,3053	0,0946	0,1148	0,5997	1,0000
A5	34,5882	34,5882	34,1451	0,0122	0,7282	0,8677	0,8704	0,0860	0,1152
A6	10,4731	10,4731	9,4057	0,0248	0,7593	0,9607	0,9506	0,0317	0,0222
A7	36,0681	36,0681	36,0289	0,0292	0,0000	0,8595	0,8403	0,1022	0,1365
A8	32,2813	32,2813	31,7724	0,0056	0,8285	0,8768	0,8821	0,0787	0,1036
A9	1,0673	0,8040	0,5444	0,5108	0,9489	0,9412	0,9271	0,0678	0,1156
A10	11,4743	9,6758	8,9370	0,1163	0,7747	0,9595	0,9402	0,0368	0,0279
A11	141,391	25,4716	14,8235	0,0073	0,0007	0,7661	0,7790	0,1787	0,3223
A12	1,9648	1,3686	0,6998	0,2550	0,9049	0,9692	0,9558	0,0377	0,0471
A13	1,4210	0,5489	0,0132	0,3549	0,8339	0,9580	0,9435	0,0500	0,0745
A14	1,6115	0,0712	0,0021	0,8548	0,2647	0,9038	0,8643	0,1206	0,2219
A15	37,2760	6,2318	1,1643	0,3199	0,0428	0,9224	0,8808	0,0792	0,1038
A16	0,8633	0,3343	0,0282	0,2614	1,0123	0,9692	0,9613	0,0353	0,0451
A17	1,1986	1,1986	0,2915	0,2469	0,9735	0,9705	0,9603	0,0349	0,0428
A18	0,7199	0,5544	0,4218	0,7454	1,2125	0,9166	0,9070	0,0924	0,1749
A19	4,0245	4,0245	3,7518	0,0868	0,8685	0,9809	0,9667	0,0220	0,0073
A20	1,9716	0,9541	0,0723	0,4813	0,6782	0,9436	0,9219	0,0686	0,1126
A21	1,3237	0,5777	0,3223	0,3854	0,9434	0,9550	0,9428	0,0522	0,0811
A22	1,7519	1,7519	1,3790	0,3431	0,9742	0,9593	0,9459	0,0480	0,0706
A23	43,7344	43,7344	43,4276	0,0126	0,7255	0,8323	0,8397	0,1071	0,1519
A24	1,4269	0,1526	0,0036	0,4875	0,5960	0,9427	0,9201	0,0699	0,1149
A25	1,8062	0,8755	0,0030	0,8281	0,2329	0,9062	0,8655	0,1183	0,2158

EK 18. 2013Q1 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,003298207

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000000002

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	,999	,002617412

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,999	,998	,998	,008574694

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 19. 2013Q2 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,5025	0,5025	0,3521	0,3498	1,0523	0,9645	0,9552	0,0419	0,0616
A2	8,1449	8,1449	7,7724	0,0218	0,8465	0,9865	0,9773	0,0167	0,0013
A3	115,432	105,539	103,360	0,0061	0,4635	0,8481	0,8465	0,0999	0,1359
A4	123,153	123,153	106,286	0,0443	0,5358	0,8350	0,8327	0,1090	0,1511
A5	66,3832	66,3832	65,5450	0,0090	0,7298	0,9065	0,9043	0,0625	0,0743
A6	164,281	164,281	150,720	0,0016	0,7553	0,7758	0,7911	0,1382	0,2033
A7	719,227	719,227	682,557	0,0030	0,0000	0,0853	0,0993	0,6034	1,0000
A8	73,8300	73,8300	72,6417	0,0024	0,8358	0,8964	0,8988	0,0669	0,0828
A9	0,7807	0,6378	0,4139	0,5405	1,1978	0,9463	0,9375	0,0615	0,1078
A10	13,4122	11,0142	9,9227	0,1250	0,7588	0,9779	0,9594	0,0272	0,0167
A11	183,230	31,2945	17,4006	0,0059	0,0007	0,8701	0,8785	0,0945	0,1534
A12	1,9111	1,2505	0,5522	0,2673	0,9077	0,9721	0,9598	0,0350	0,0434
A13	1,3404	0,5354	0,0171	0,3582	0,8552	0,9632	0,9490	0,0455	0,0668
A14	1,4897	0,1028	0,0114	0,8888	0,2746	0,9131	0,8745	0,1124	0,2096
A15	7,5240	1,2697	0,2751	0,3686	0,0451	0,9571	0,9240	0,0586	0,0829
A16	2,0666	1,0859	0,1518	0,2647	0,9661	0,9726	0,9618	0,0338	0,0418
A17	1,7431	1,7431	0,9685	0,3261	0,8962	0,9663	0,9526	0,0419	0,0586
A18	0,6683	0,4243	0,3176	0,7560	1,2603	0,9264	0,9151	0,0847	0,1614
A19	3,4847	3,4847	3,3572	0,0850	0,8764	0,9880	0,9766	0,0167	0,0004
A20	1,8679	1,0080	0,1445	0,4871	0,6813	0,9504	0,9296	0,0624	0,1022
A21	1,3007	0,6838	0,4223	0,4367	0,9339	0,9558	0,9420	0,0534	0,0856
A22	1,5214	1,5214	1,2046	0,3667	0,9795	0,9626	0,9503	0,0453	0,0676
A23	50,1671	50,1671	49,8058	0,0111	0,7226	0,9289	0,9236	0,0494	0,0514
A24	2,0721	0,4235	0,2614	0,6894	0,4034	0,9310	0,8998	0,0887	0,1575
A25	1,6466	0,6891	0,0012	0,8377	0,3666	0,9178	0,8824	0,1057	0,1955

EK 20. 2013Q2 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	,999	,004368569

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000026436

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000949335

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,003200347

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 21. 2013Q3 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,4304	0,4304	0,2786	0,3972	1,0634	0,9596	0,9491	0,0473	0,0701
A2	10,0120	10,0120	9,7050	0,0240	0,7855	0,9818	0,9709	0,0214	0,0074
A3	120,869	108,845	101,416	0,0061	0,4360	0,8314	0,8305	0,1094	0,1474
A4	143,875	143,875	123,768	0,0406	0,5397	0,7902	0,7932	0,1360	0,1954
A5	112,609	112,609	111,514	0,0072	0,7488	0,8275	0,8347	0,1092	0,1515
A6	137,089	137,089	132,988	0,0020	0,7466	0,7917	0,8039	0,1298	0,1864
A7	646,713	646,713	646,620	0,0032	0,0000	0,0884	0,1011	0,6038	1,0000
A8	37,4474	37,4474	37,0425	0,0048	0,8291	0,9421	0,9373	0,0402	0,0332
A9	0,8520	0,7545	0,5048	0,5197	1,1254	0,9479	0,9367	0,0602	0,0999
A10	2,2769	1,8314	1,7046	0,1313	0,8474	0,9836	0,9712	0,0215	0,0081
A11	174,728	28,7113	15,2222	0,0063	0,0006	0,8644	0,8754	0,0979	0,1586
A12	1,9666	1,8653	1,4338	0,2249	0,8833	0,9754	0,9620	0,0313	0,0308
A13	1,2643	0,5429	0,0263	0,3843	0,8857	0,9603	0,9460	0,0481	0,0695
A14	1,2489	0,1841	0,0119	0,9187	0,4453	0,9103	0,8765	0,1123	0,2084
A15	7,3808	1,6317	0,6964	0,4574	0,0396	0,9485	0,9142	0,0681	0,1012
A16	1,6438	1,2164	0,2034	0,2763	0,9717	0,9710	0,9594	0,0354	0,0417
A17	1,3954	1,3954	0,8296	0,3173	0,9508	0,9669	0,9541	0,0403	0,0524
A18	0,5762	0,3263	0,2248	0,7610	1,3535	0,9256	0,9160	0,0839	0,1565
A19	3,1471	3,1471	3,0485	0,0782	0,8886	0,9876	0,9764	0,0174	0,0000
A20	2,0964	0,9914	0,1138	0,5093	0,6288	0,9475	0,9254	0,0653	0,1044
A21	1,7991	1,1998	0,8763	0,5098	0,8329	0,9482	0,9299	0,0631	0,1019
A22	1,0570	1,0570	0,7476	0,3806	0,9977	0,9610	0,9486	0,0466	0,0673
A23	61,5369	61,5369	61,2986	0,0095	0,7186	0,9051	0,9018	0,0637	0,0730
A24	1,9451	0,3952	0,0061	0,7318	0,4180	0,9266	0,8961	0,0922	0,1624
A25	2,4920	1,2768	0,0018	0,7943	0,3434	0,9208	0,8868	0,1003	0,1794

EK 22. 2013Q3 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,003743472

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000031263

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,001002971

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,003386167

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 23. 2013Q4 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,4145	0,4145	0,2883	0,3857	1,0436	0,9593	0,9500	0,0441	0,0545
A2	14,3389	14,3389	13,6964	0,0188	0,7544	0,9222	0,9041	0,0665	0,0878
A3	120,769	108,922	100,787	0,0057	0,4829	0,5238	0,3771	0,4476	0,8347
A4	35,2866	35,2866	35,2317	0,0429	0,7150	0,8122	0,7807	0,1573	0,2672
A5	65,7049	65,7049	64,6527	0,0084	0,7749	0,6749	0,6153	0,2797	0,5099
A6	96,2406	96,2406	21,0508	0,0034	0,6995	0,6896	0,6417	0,2909	0,5612
A7	2,9870	2,9870	2,7938	0,0199	0,9607	0,9807	0,9706	0,0206	0,0000
A8	2,0186	2,0186	1,9964	0,1608	0,9707	0,9773	0,9618	0,0270	0,0126
A9	1,5986	1,5986	1,2075	0,3799	0,6985	0,9576	0,9387	0,0494	0,0622
A10	2,2905	1,8535	1,7138	0,1359	0,8313	0,9784	0,9629	0,0255	0,0091
A11	551,800	83,4893	40,3028	0,0024	0,0006	0,2520	0,3159	0,5187	1,0000
A12	1,4383	1,4131	0,6498	0,3072	0,9529	0,9660	0,9523	0,0390	0,0412
A13	1,8445	1,1411	0,3483	0,5089	0,7148	0,9462	0,9294	0,0606	0,0882
A14	1,2572	0,2078	0,0040	0,9375	0,4206	0,9069	0,8852	0,1040	0,1845
A15	11,9058	1,7034	0,4570	0,3753	0,0591	0,9506	0,9236	0,0568	0,0731
A16	1,1971	0,9972	0,0879	0,2845	0,9882	0,9687	0,9578	0,0351	0,0337
A17	1,4898	1,4898	0,8364	0,3297	0,9374	0,9637	0,9491	0,0418	0,0470
A18	0,4944	0,2235	0,1374	0,7968	1,5064	0,9212	0,9176	0,0808	0,1392
A19	0,1902	0,1902	0,1726	0,4580	1,6563	0,9533	0,9541	0,0456	0,0619
A20	1,5711	0,8418	0,0702	0,5350	0,6631	0,9437	0,9275	0,0628	0,0934
A21	1,8403	1,3636	1,0146	0,5297	0,8396	0,9444	0,9271	0,0627	0,0929
A22	1,8844	1,8844	1,6485	0,4444	0,9569	0,9523	0,9346	0,0547	0,0748
A23	70,8718	70,8718	70,5117	0,0080	0,7231	0,6520	0,5833	0,3036	0,5575
A24	1,7417	0,3920	0,0021	0,7048	0,5625	0,9278	0,9100	0,0800	0,1315
A25	3,0487	1,7697	0,0023	0,7470	0,3678	0,9230	0,8985	0,0879	0,1465

EK 24. 2013Q4 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,999	,998	,997	,009716429

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000022411

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,001867792

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,005457825

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

EK 25. 2014Q1 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,3837	0,3837	0,2343	0,4008	1,0487	0,9637	0,9489	0,0440	0,0384
A2	12,1229	12,1229	11,5837	0,0252	0,7202	0,8902	0,8562	0,1057	0,1381
A3	31,1810	28,2071	27,6329	0,0182	0,4819	0,7568	0,6801	0,2405	0,3730
A4	15,3431	15,3431	15,2962	0,0428	0,8364	0,8598	0,8197	0,1348	0,1897
A5	44,7209	44,7209	44,0996	0,0108	0,7581	0,6489	0,5144	0,3714	0,6043
A6	26,5421	26,5421	3,7121	0,0716	0,6672	0,8544	0,8287	0,1353	0,1969
A7	3,2387	3,2387	3,0784	0,0207	0,9538	0,9681	0,9523	0,0328	0,0118
A8	1,7629	1,7629	1,6752	0,1551	0,9754	0,9761	0,9554	0,0293	0,0048
A9	1,7411	1,5536	1,2597	0,3657	0,6493	0,9620	0,9334	0,0501	0,0442
A10	2,3445	1,9245	1,6709	0,1397	0,8109	0,9750	0,9528	0,0316	0,0089
A11	415,708	60,0050	26,5969	0,0028	0,0006	0,1442	0,1888	0,6059	1,0000
A12	1,2398	1,1661	0,3208	0,3140	0,9764	0,9696	0,9514	0,0387	0,0265
A13	2,0454	1,2472	0,2080	0,4929	0,6866	0,9541	0,9293	0,0580	0,0621
A14	1,4739	0,2450	0,0140	0,9400	0,2909	0,9190	0,8864	0,1001	0,1433
A15	8,3916	1,3967	0,4797	0,4242	0,0562	0,9514	0,9163	0,0613	0,0623
A16	0,3185	0,2891	0,0177	0,2936	1,1848	0,9731	0,9629	0,0320	0,0166
A17	2,7716	2,7716	1,2517	0,3529	0,8632	0,9621	0,9328	0,0498	0,0431
A18	0,4965	0,1312	0,0426	0,7634	1,3559	0,9353	0,9227	0,0738	0,0987
A19	0,1789	0,1789	0,1360	0,4699	1,7182	0,9594	0,9558	0,0437	0,0422
A20	1,5581	0,8340	0,0641	0,5255	0,6862	0,9519	0,9292	0,0596	0,0661
A21	1,7374	1,3327	0,8798	0,5050	0,8819	0,9535	0,9277	0,0594	0,0646
A22	1,2792	1,2792	1,1774	0,4424	0,9866	0,9585	0,9342	0,0532	0,0529
A23	39,3371	39,3371	39,1003	0,0103	0,7198	0,6806	0,5684	0,3299	0,5317
A24	1,6830	0,4465	0,0021	0,7282	0,5773	0,9359	0,9102	0,0785	0,1026
A25	3,0512	1,6706	0,0017	0,7534	0,3714	0,9323	0,8983	0,0856	0,1133

EK 26. 2014Q1 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	,999	,999	,005799109

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000022890

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,001442409

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,003728590

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C1, C3, C2

EK 27. 2014Q2 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,3902	0,3902	0,2561	0,3889	1,0453	0,9684	0,9626	0,0328	0,0370
A2	6,4562	6,4562	6,0803	0,0268	0,8541	0,9807	0,9724	0,0194	0,0025
A3	300,593	270,494	265,482	0,0031	0,4870	0,3352	0,3397	0,4604	0,8319
A4	13,7726	13,7726	13,3099	0,0397	0,8663	0,9632	0,9546	0,0292	0,0174
A5	52,5166	52,5166	51,7195	0,0106	0,7491	0,8640	0,8645	0,0931	0,1391
A6	7,0232	7,0232	1,5820	0,0958	0,7488	0,9809	0,9696	0,0215	0,0067
A7	25,8465	25,8465	25,1452	0,0031	0,9359	0,9330	0,9301	0,0473	0,0527
A8	2,1754	2,1754	2,0949	0,1478	0,9637	0,9843	0,9749	0,0179	0,0000
A9	0,8785	0,7275	0,5151	0,4333	1,0792	0,9651	0,9590	0,0363	0,0447
A10	2,1543	1,7207	1,4672	0,1415	0,8339	0,9840	0,9746	0,0184	0,0015
A11	641,897	86,2591	34,1837	0,0019	0,0006	0,5098	0,5626	0,3708	0,7552
A12	1,5524	1,5144	0,7947	0,3536	0,9428	0,9704	0,9617	0,0320	0,0334
A13	2,0749	1,2840	0,2317	0,4938	0,7065	0,9594	0,9487	0,0436	0,0588
A14	1,0977	0,1976	0,0267	0,9472	0,6099	0,9271	0,9159	0,0766	0,1350
A15	7,2475	1,1943	0,3999	0,4410	0,0548	0,9595	0,9411	0,0455	0,0576
A16	0,3473	0,3274	0,0185	0,3043	1,1612	0,9751	0,9707	0,0257	0,0215
A17	1,6563	1,6563	0,7167	0,3539	0,9215	0,9703	0,9613	0,0322	0,0337
A18	0,5012	0,1924	0,0679	0,3995	1,1330	0,9678	0,9633	0,0329	0,0378
A19	0,1865	0,1865	0,1528	0,4556	1,6708	0,9642	0,9667	0,0332	0,0423
A20	1,6046	0,8588	0,1783	0,5306	0,6430	0,9566	0,9458	0,0464	0,0652
A21	1,1255	0,8861	0,5977	0,4667	0,9782	0,9623	0,9549	0,0396	0,0515
A22	1,2183	1,2183	0,9940	0,4295	0,9892	0,9650	0,9570	0,0371	0,0456
A23	322,758	322,758	322,155	0,0032	0,2671	0,2706	0,2240	0,5460	1,0000
A24	0,9432	0,2363	0,1298	0,7673	1,1294	0,9406	0,9361	0,0599	0,1000
A25	3,7074	1,9549	0,0010	0,7585	0,3115	0,9392	0,9228	0,0662	0,1078

EK 28. 2014Q2 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,999	,999	,999	,007350437

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000023793

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,001518829

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,005000608

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 29. 2014Q3 Karar matrisi ve skorlar

	C1	C2	C3	C4	C5	TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
A1	0,4628	0,4628	0,2940	0,3918	1,0422	0,9751	0,9651	0,0306	0,0354
A2	11,1208	11,1208	10,4250	0,0207	0,7938	0,9692	0,9616	0,0247	0,0133
A3	99,7999	90,8312	84,7746	0,0071	0,4609	0,7547	0,7648	0,1601	0,2578
A4	1,2689	1,2689	1,2196	0,1722	0,9926	0,9870	0,9772	0,0171	0,0040
A5	83,9424	83,9424	83,0286	0,0091	0,7530	0,7706	0,7848	0,1492	0,2421
A6	6,4943	6,4943	1,3925	0,0955	0,7539	0,9834	0,9718	0,0199	0,0076
A7	12,3434	12,3434	11,7035	0,0067	0,9299	0,9662	0,9612	0,0253	0,0147
A8	2,2542	2,2542	2,1564	0,1352	0,9625	0,9876	0,9770	0,0160	0,0001
A9	0,8076	0,7262	0,5169	0,4239	1,1219	0,9734	0,9633	0,0325	0,0400
A10	1,7899	1,4205	1,1842	0,1612	0,8644	0,9868	0,9760	0,0174	0,0036
A11	559,850	71,6968	25,3308	0,0021	0,0005	0,5625	0,5831	0,3622	0,7301
A12	5,0736	4,9695	2,7789	0,3460	0,8678	0,9747	0,9570	0,0331	0,0356
A13	1,8081	1,0110	0,0219	0,5034	0,7430	0,9679	0,9529	0,0404	0,0552
A14	1,1119	0,1640	0,0061	0,9531	0,5779	0,9422	0,9218	0,0711	0,1237
A15	5,7853	0,7459	0,0465	0,4151	0,1656	0,9702	0,9497	0,0390	0,0478
A16	0,2941	0,2858	0,0278	0,3133	1,1960	0,9801	0,9728	0,0241	0,0220
A17	1,9622	1,9622	1,1039	0,4411	0,8933	0,9715	0,9570	0,0363	0,0459
A18	0,8069	0,4407	0,1570	0,4091	1,0202	0,9741	0,9637	0,0319	0,0382
A19	0,1707	0,1707	0,1438	0,4567	1,6786	0,9720	0,9692	0,0307	0,0398
A20	1,8176	0,9876	0,1034	0,4998	0,6117	0,9677	0,9515	0,0410	0,0558
A21	1,7284	1,4963	1,2069	0,5307	0,8917	0,9665	0,9514	0,0421	0,0592
A22	0,9255	0,9255	0,6998	0,4266	1,0036	0,9729	0,9612	0,0337	0,0416
A23	324,314	324,314	320,673	0,0029	0,2886	0,2102	0,1970	0,5623	1,0000
A24	0,8973	0,2323	0,1231	0,8063	1,2845	0,9513	0,9404	0,0569	0,0959
A25	3,7058	1,8401	0,0036	0,7781	0,3434	0,9512	0,9277	0,0623	0,1010

EK 30. 2014Q3 ÇKKV yöntemleri skorları ile karar matrisi regresyonu SPSS çıktıları

Model Summary: TOPSIS

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,999	,999	,999	,006664926

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: MAUT

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000000000

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: CP

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,000828079

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

Model Summary: VIKOR

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1,000	1,000	1,000	,002649545

a. Predictors: (Constant), C5, C4, C3, C1, C2

EK 31. 2011Q1 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,970**	,965**	,950**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,970**	1,000	,958**	,905**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,965**	,958**	1,000	,978**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,950**	,905**	,978**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 32. 2011Q2 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,972**	,989**	,993**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,972**	1,000	,981**	,968**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,989**	,981**	1,000	,994**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,993**	,968**	,994**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 33. 2011Q3 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,962**	,972**	,961**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,962**	1,000	,977**	,952**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,972**	,977**	1,000	,991**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,961**	,952**	,991**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 34. 2011Q4 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,965**	,965**	,912**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,965**	1,000	,973**	,901**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,965**	,973**	1,000	,968**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,912**	,901**	,968**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 35. 2012Q1 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,953**	,935**	,882**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,953**	1,000	,959**	,915**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,935**	,959**	1,000	,985**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,882**	,915**	,985**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 36. 2012Q2 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,978**	,968**	,946**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,978**	1,000	,971**	,938**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,968**	,971**	1,000	,982**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,946**	,938**	,982**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 37. 2012Q3 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,980**	,966**	,949**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,980**	1,000	,988**	,957**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,966**	,988**	1,000	,984**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,949**	,957**	,984**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 38. 2012Q4 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,976**	,928**	,789**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,976**	1,000	,966**	,858**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,928**	,966**	1,000	,945**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,789**	,858**	,945**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 39. 2013Q1 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,982**	,951**	,909**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,982**	1,000	,962**	,912**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,951**	,962**	1,000	,975**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,909**	,912**	,975**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 40. 2013Q2 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,975**	,948**	,836**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,975**	1,000	,977**	,882**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,948**	,977**	1,000	,953**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,836**	,882**	,953**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 41. 2013Q3 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,973**	,935**	,882**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,973**	1,000	,979**	,927**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,935**	,979**	1,000	,971**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,882**	,927**	,971**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 42. 2013Q4 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,981**	,995**	,983**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,981**	1,000	,985**	,969**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,995**	,985**	1,000	,994**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,983**	,969**	,994**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 43. 2014Q1 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,965**	,994**	,992**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,965**	1,000	,983**	,972**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,994**	,983**	1,000	,995**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,992**	,972**	,995**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 44. 2014Q2 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,971**	,972**	,958**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,971**	1,000	,955**	,939**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,972**	,955**	1,000	,994**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,958**	,939**	,994**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 45. 2014Q3 ÇKKV yöntemleri sıralamaları Spearman sıra korelasyonu SPSS çıktıları

Correlations

			TOPSIS	MAUT	CP	VIKOR
Spearman's rho	TOPSIS	Correlation Coefficient	1,000	,943**	,905**	,895**
		Sig. (2-tailed)	.	,000	,000	,000
		N	25	25	25	25
	MAUT	Correlation Coefficient	,943**	1,000	,969**	,943**
		Sig. (2-tailed)	,000	.	,000	,000
		N	25	25	25	25
	CP	Correlation Coefficient	,905**	,969**	1,000	,992**
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	.	,000
		N	25	25	25	25
	VIKOR	Correlation Coefficient	,895**	,943**	,992**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	.
		N	25	25	25	25

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

EK 46. Entropi tabanlı TOPSIS Excel VBA program kodu

```
Sub TOPSIS()
x = InputBox("Alternatif Sayısı Giriniz")
y = InputBox("Kriter Sayısı Giriniz")
Dim etop(100) As Double
Dim renk(100, 100) As Double
Dim w(100) As Double
Dim trr(100, 100) As Double
Dim ttop(100) As Double
Dim normal(100, 100) As Double
Dim ext(100) As Integer
Dim pideal(100) As Double
Dim nideal(100) As Double
Dim pstop(100) As Double
Dim nstop(100) As Double
Dim rcis(100) As Double
Dim AA(100) As Double
Dim BB(100) As Double
Dim yedek(100) As Double
Dim son(100) As Double
Dim r As Long
Dim c As Long
For c = 2 To y + 1
r = 2
AA(c - 1) = Cells(r, c)
BB(c - 1) = Cells(r, c)
For r = 2 To x + 1
If Cells(r, c) > AA(c - 1) Then
AA(c - 1) = Cells(r, c)
End If
If Cells(r, c) < BB(c - 1) Then
BB(c - 1) = Cells(r, c)
End If
Next r
Next c
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
If Cells(r, c) < 0 Then
Cells(r, c) = (AA(c - 1) - BB(c - 1)) * (Cells(r, c) -
Int(BB(c - 1))) / ((Sgn(AA(c - 1)) * Int(Abs(AA(c -
1)))) - (Sgn(BB(c - 1)) * Int(Abs(BB(c - 1)))))
End If
Next r
```

EK 46. (devam) Entropi tabanlı TOPSIS Excel VBA program kodu

```
Next c
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
If Cells(r, c) = 0 Then
Cells(r, c) = 0.000001
End If
Next r
Next c
r = 2
c = 1
For r = 2 To x + 1
Cells(r, c).Select
Cells(r, c).Value = "A" & CStr(r - 1)
Next r
r = 1
For c = 2 To y + 1
Cells(r, c).Select
Cells(r, c).Value = "C" & CStr(c - 1)
ext(c - 1) = InputBox("Bu kriter için ideal değer
minimum ise 1 maximum ise 2 giriniz.")
Next c
Cells(x + 2, 1).Value = "W"
For c = 2 To y + 1
etop(c - 1) = 0
ttop(c - 1) = 0
For r = 2 To x + 1
s = Cells(r, c)
ttop(c - 1) = ttop(c - 1) + s ^ 2
etop(c - 1) = etop(c - 1) + s
Next r
ttop(c - 1) = ttop(c - 1) ^ (1 / 2)
Next c
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
renk(r - 1, c - 1) = Cells(r, c) / etop(c - 1)
normal(r, c) = Cells(r, c) / ttop(c - 1)
Next r
Next c
p = 0
For c = 2 To y + 1
t = 0
For r = 2 To x + 1
```

EK 46. (devam) Entropi tabanlı TOPSIS Excel VBA program kodu

```
k = -renk(r - 1, c - 1) * Log(renk(r - 1, c - 1)) /
Log(x)
t = t + k
Next r
p = p + 1 - t
w(c - 1) = t
Next c
For c = 2 To y + 1
w(c - 1) = (1 - w(c - 1)) / p
Cells(x + 2, c).Value = w(c - 1)
Next c
Cells(x + 2, 1).Select
MsgBox "W ile başlayan satırda herbir kriter için
Entropy yöntemiyle hesaplanmış olan ağırlık değerleri
yer almaktadır"
Cells(x + 6, 1).Value = "WNDM"
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
normal(r, c) = normal(r, c) * w(c - 1)
Cells(r + x + 4, c).Value = normal(r, c)
Next r
Next c
Cells(x + 6, 1).Select
MsgBox "WNDM ile başlayan satırdan itibaren ağırlıklı
normalleştirilmiş karar matrisi yer almaktadır"
Cells(x + 3, 1).Value = "V+"
Cells(x + 4, 1).Value = "V-"
For c = 2 To y + 1
r = 2
mini = normal(r, c)
maxi = normal(r, c)
For r = 2 To x + 1
If normal(r, c) > maxi Then
maxi = normal(r, c)
End If
If normal(r, c) < mini Then
mini = normal(r, c)
End If
Next r
If ext(c - 1) = 1 Then
pideal(c - 1) = mini
nideal(c - 1) = maxi
```

EK 46. (devam) Entropi tabanlı TOPSIS Excel VBA program kodu

```
End If
If ext(c - 1) = 2 Then
pideal(c - 1) = maxi
nideal(c - 1) = mini
End If
Cells(x + 3, c).Value = pideal(c - 1)
Cells(x + 4, c).Value = nideal(c - 1)
Next c
Cells(x + 3, 1).Select
MsgBox "V+ ile başlayan satırda herbir kriter için
pozitif ideal çözüm yeralmaktadır"
Cells(x + 4, 1).Select
MsgBox "V- ile başlayan satırda herbir kriter için
negatif ideal çözüm yeralmaktadır"
For r = 2 To x + 1
pstop(r - 1) = 0
nstop(r - 1) = 0
For c = 2 To y + 1
pstop(r - 1) = pstop(r - 1) + (normal(r, c) - pideal(c
- 1)) ^ 2
nstop(r - 1) = nstop(r - 1) + (normal(r, c) - nideal(c
- 1)) ^ 2
Next c
pstop(r - 1) = pstop(r - 1) ^ (1 / 2)
nstop(r - 1) = nstop(r - 1) ^ (1 / 2)
Cells(r, y + 3).Value = pstop(r - 1)
Cells(r, y + 4).Value = nstop(r - 1)
Next r
For r = 2 To x + 1
rcis(r - 1) = nstop(r - 1) / (nstop(r - 1) + pstop(r -
1))
Next r
Cells(1, y + 3).Value = "S+"
Cells(1, y + 4).Value = "S-"
Cells(1, y + 3).Select
MsgBox "S+ ile başlayan sütunda herbir alternatif için
pozitif ideal ile ayırım ölçüsü yer almaktadır"
Cells(1, y + 4).Select
MsgBox "S- ile başlayan sütunda herbir alternatif için
negatif ideal ile ayırım ölçüsü yer almaktadır"
For r = 2 To x + 1
yedek(r - 1) = rcis(r - 1)
```

EK 46. (devam) Entropi tabanlı TOPSIS Excel VBA program kodu

```
Next r
For s = 2 To x + 1
t = 0
For r = 2 To x + 1
If t < yedek(r - 1) Then
t = yedek(r - 1)
m = r - 1
End If
Next r
Cells(s, y + 6).Value = "A" & m
son(s - 1) = t
yedek(m) = 0
Next s
For r = 2 To x + 1
Cells(r, y + 7).Value = son(r - 1)
Cells(r, y + 5).Value = r - 1
Next r
Cells(1, y + 7).Value = "C+"
Cells(1, y + 6).Value = "ALTER"
Cells(1, y + 5).Value = "SIRA"
Cells(1, y + 5).Select
MsgBox "SIRA ALTER ve C+  ile başlayan sütunlarda
herbir alternatifin ideal çözüme yakınlığı
sıralanmıştır"
End Sub
```

EK 47. Entropi tabanlı MAUT Excel VBA program kodu

```
Sub maut()
x = InputBox("Alternatif Sayısı Giriniz")
y = InputBox("Kriter Sayısı Giriniz")
Dim etop() As Double
ReDim etop(y) As Double
Dim renk() As Double
ReDim renk(x, y) As Double
Dim We() As Double
ReDim We(y) As Double
Dim ext()
Dim AA() As Double
Dim BB() As Double
ReDim AA(y) As Double
ReDim BB(y) As Double
Dim r As Long
Dim c As Long
ReDim ext(y)
Dim fp() As Double
ReDim fp(y) As Double
Dim fn() As Double
ReDim fn(y) As Double
Dim S() As Double
ReDim S(x) As Double
Dim ent(100, 100) As Double
r = 2
c = 2
For r = 2 To x + 1
For c = 2 To y + 1
ent(r, c) = Cells(r, c)
Next c
Next r
For c = 2 To y + 1
r = 2
AA(c - 1) = Cells(r, c)
BB(c - 1) = Cells(r, c)
For r = 2 To x + 1
If Cells(r, c) > AA(c - 1) Then
AA(c - 1) = Cells(r, c)
End If
If Cells(r, c) < BB(c - 1) Then
BB(c - 1) = Cells(r, c)
End If
```

EK 47. (devam) Entropi tabanlı MAUT Excel VBA program kodu

```
Next r
Next c
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
If Cells(r, c) < 0 And ((Sgn(AA(c - 1)) * Int(Abs(AA(c
- 1)))) - (Sgn(BB(c - 1)) * Int(Abs(BB(c - 1))))) > 0
Then
ent(r, c) = (AA(c - 1) - BB(c - 1)) * (Cells(r, c) -
Int(BB(c - 1))) / ((Sgn(AA(c - 1)) * Int(Abs(AA(c -
1)))) - (Sgn(BB(c - 1)) * Int(Abs(BB(c - 1)))))
End If
If Cells(r, c) < 0 And ((Sgn(AA(c - 1)) * Int(Abs(AA(c
- 1)))) - (Sgn(BB(c - 1)) * Int(Abs(BB(c - 1))))) = 0
Then
ent(r, c) = (AA(c - 1) - BB(c - 1)) * (Cells(r, c) -
Int(BB(c - 1)))
End If
Next r
Next c
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
If Cells(r, c) = 0 Then
ent(r, c) = 0.000001
End If
Next r
Next c
r = 2
c = 1
For r = 2 To x + 1
Cells(r, c).Select
Cells(r, c).Value = "A" & CStr(r - 1)
Next r
r = 1
For c = 2 To y + 1
Cells(r, c).Select
Cells(r, c).Value = "C" & CStr(c - 1)
geri_:
ext(c - 1) = InputBox("Bu kriter için ideal değer
minimum ise 1 maximum ise 2 giriniz.")
If ext(c - 1) < 1 Or ext(c - 1) > 2 Then
MsgBox "Yanlış değer girdiniz"
GoTo geri_
```

EK 47. (devam) Entropi tabanlı MAUT Excel VBA program kodu

```
End If
Next c
Cells(x + 2, 1).Value = "We"
For c = 2 To y + 1
etop(c - 1) = 0
For r = 2 To x + 1
n = ent(r, c)
etop(c - 1) = etop(c - 1) + n
Next r
Next c
For c = 2 To y + 1
For r = 2 To x + 1
renk(r - 1, c - 1) = ent(r, c) / etop(c - 1)
Next r
Next c
P = 0
For c = 2 To y + 1
t = 0
For r = 2 To x + 1
k = -renk(r - 1, c - 1) * Log(renk(r - 1, c - 1)) /
Log(x)
t = t + k
Next r
P = P + 1 - t
We(c - 1) = t
Next c
For c = 2 To y + 1
We(c - 1) = (1 - We(c - 1)) / P
Cells(x + 2, c).Value = We(c - 1)
Next c
Cells(x + 2, 1).Select
MsgBox "We ile başlayan satırda herbir kriter için
Entropy yöntemiyle hesaplanmış olan ağırlık değerleri
yer almaktadır"
For j = 1 To y
If ext(j) = 2 Then
fp(j) = AA(j)
fn(j) = BB(j)
Else
fp(j) = BB(j)
fn(j) = AA(j)
End If
```

EK 47. (devam) Entropi tabanlı MAUT Excel VBA program kodu

```
    Next j
    'Her bir alternatifin her bir kritere göre faydası
    Dim Ut() As Double
    ReDim Ut(x, y) As Double
    Dim Utçoklu() As Double
    ReDim Utçoklu(x) As Double
    Cells(x + 4, 1) = "Tekli fayda fonksiyon değerleri "
    Cells(1, y + 4) = "Çoklu fayda fonksiyon değerleri "
    For i = 1 To x
    toplam = 0
    For j = 1 To y
    Ut(i, j) = (Cells(i + 1, j + 1) - fn(j)) / (fp(j) -
    fn(j))
    Utçoklu(i) = We(j) * Ut(i, j)
    toplam = toplam + Utçoklu(i)
    Cells(i + x + 4, 1 + j) = Ut(i, j)
    Next j
    Utçoklu(i) = toplam
    Cells(i + 1, y + 4) = Utçoklu(i)
    Next i
    Dim sıralama() As Double
    ReDim sıralama(x) As Double
    Cells(1, y + 8) = "Alt. S. "
    Cells(1, y + 9) = "Çok. fonk değ. "
    For i = 1 To x
    mini = Utçoklu(i)
    For j = 1 To x
    If mini <= Utçoklu(j) Then
    mini = Utçoklu(j)
    lim = j
    End If
    Next j
    sıralama(i) = mini
    Cells(i + 1, y + 8) = "A" & Str(lim)
    Cells(i + 1, y + 9) = sıralama(i)
    Utçoklu(lim) = -100000000
    Next i

End Sub
```

EK 48. Entropi tabanlı CP Excel VBA program kodu

```
Sub compromise_programming()
x = InputBox("Alternatif Sayısı Giriniz")
y = InputBox("Kriter Sayısı Giriniz")
Dim etop() As Double
ReDim etop(y) As Double
Dim renk() As Double
ReDim renk(x, y) As Double
Dim We() As Double
ReDim We(y) As Double
Dim ext()
Dim AA() As Double
Dim BB() As Double
ReDim AA(y) As Double
ReDim BB(y) As Double
Dim R As Long
Dim c As Long
ReDim ext(y)
Dim fp() As Double
ReDim fp(y) As Double
Dim fn() As Double
ReDim fn(y) As Double
Dim S() As Double
ReDim S(x) As Double
For c = 2 To y + 1
R = 2
AA(c - 1) = Cells(R, c)
BB(c - 1) = Cells(R, c)
For R = 2 To x + 1
If Cells(R, c) > AA(c - 1) Then
AA(c - 1) = Cells(R, c)
End If
If Cells(R, c) < BB(c - 1) Then
```

EK 48. (devam) Entropi tabanlı CP Excel VBA program kodu

```
BB(c - 1) = Cells(R, c)
End If
Next R
Next c
For c = 2 To y + 1
For R = 2 To x + 1
If Cells(R, c) < 0 Then
Cells(R, c) = (AA(c - 1) - BB(c - 1)) * (Cells(R, c) - Int(BB(c - 1))) / ((Sgn(AA(c - 1)) * Int(Abs(AA(c - 1)))) - (Sgn(BB(c - 1)) * Int(Abs(BB(c - 1)))))
End If
Next R
Next c
For c = 2 To y + 1
For R = 2 To x + 1
If Cells(R, c) = 0 Then
Cells(R, c) = 0.000001
End If
Next R
Next c
R = 2
c = 1
For R = 2 To x + 1
Cells(R, c).Select
Cells(R, c).Value = "A" & CStr(R - 1)
Next R
R = 1
For c = 2 To y + 1
Cells(R, c).Select
Cells(R, c).Value = "C" & CStr(c - 1)
geri_:
ext(c - 1) = InputBox("Bu kriter için ideal değer minimum ise
```

EK 48. (devam) Entropi tabanlı CP Excel VBA program kodu

```
1 maximum ise 2 giriniz.")
If ext(c - 1) < 1 Or ext(c - 1) > 2 Then
MsgBox "Yanlış değer girdiniz"
GoTo geri_
End If
Next c
Cells(x + 2, 1).Value = "We"
For c = 2 To y + 1
etop(c - 1) = 0
For R = 2 To x + 1
n = Cells(R, c)
etop(c - 1) = etop(c - 1) + n
Next R
Next c
For c = 2 To y + 1
For R = 2 To x + 1
renk(R - 1, c - 1) = Cells(R, c) / etop(c - 1)
Next R
Next c
P = 0
For c = 2 To y + 1
t = 0
For R = 2 To x + 1
k = -renk(R - 1, c - 1) * Log(renk(R - 1, c - 1)) / Log(x)
t = t + k
Next R
P = P + 1 - t
We(c - 1) = t
Next c
For c = 2 To y + 1
We(c - 1) = (1 - We(c - 1)) / P
```

EK 48. (devam) Entropi tabanlı CP Excel VBA program kodu

```
Cells(x + 2, c).Value = We(c - 1)
Next c
Cells(x + 2, 1).Select
MsgBox "We ile başlayan satırda herbir kriter için Entropy yöntemiyle hesaplanmış olan ağırlık değerleri yer almaktadır"
For j = 1 To y
If ext(j) = 2 Then
fp(j) = AA(j)
fn(j) = BB(j)
Else
fp(j) = BB(j)
fn(j) = AA(j)
End If
Next j
'Her bir alternatifin her bir kritere göre faydası
Dim Ut() As Double
ReDim Ut(x, y) As Double
Dim Utçoklu() As Double
ReDim Utçoklu(x) As Double
Dim Ups() As Double
ReDim Ups(x) As Double
Dim sonup As Double
Dim çözüm() As Double
ReDim çözüm(x) As Double
Cells(x + 4, 1) = "Tekli fayda fonksiyon değerleri "
Cells(1, y + 4) = "p=1 için  çoklu fayda fonksiyon değerleri "
Cells(x + 2, y + 4) = "p=sonsuz için  çoklu fayda fonksiyon değerleri "
Cells(1, y + 9) = "Optimal çözüm değerleri "
```

EK 48. (devam) Entropi tabanlı CP Excel VBA program kodu

```
For i = 1 To x
toplam = 0
sonup = 0
For j = 1 To y
Ut(i, j) = (fp(j) - Cells(i + 1, j + 1)) / (fp(j) - fn(j))
Utçoklu(i) = We(j) * Ut(i, j)
Ups(i) = We(j) * Ut(i, j)
If sonup <= Ups(i) Then
sonup = Ups(i)
End If
toplam = toplam + Utçoklu(i)
Cells(i + x + 4, 1 + j) = Ut(i, j)
Next j
Ups(i) = sonup
Utçoklu(i) = toplam
Cells(i + 1, y + 4) = Utçoklu(i)
Cells(x + i + 2, y + 4) = Ups(i)
çözüm(i) = 0.5 * (Utçoklu(i) + Ups(i))
Cells(i + 1, y + 9) = çözüm(i)
Next i
'çözümlerin küçükten büyüğe sıralanması
Dim sırra() As Double
ReDim sırra(x) As Double
Dim tut As Integer
Cells(1, y + 12) = "Sıralama "
Cells(1, y + 13) = "Değerler "
For i = 1 To x
kasa = çözüm(i)
 For j = 1 To x
 If kasa >= çözüm(j) Then
 kasa = çözüm(j)
 tut = j
```

EK 48. (devam) Entropi tabanlı CP Excel VBA program kodu

```
End If
 Next j
 sırra(i) = kasa
 Cells(i + 1, y + 12) = "A" & Str(tut)
 Cells(i + 1, y + 13) = Str(kasa)
 çözüm(tut) = 5000000
  Next i
 End Sub
```

EK 49. Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
Type sıra
x As Double
y As Double
End Type
Sub vikor()
x = InputBox("Alternatif Sayısı Giriniz")
y = InputBox("Kriter Sayısı Giriniz")
Dim etop() As Double
ReDim etop(y) As Double
Dim renk() As Double
ReDim renk(x, y) As Double
Dim w() As Double
ReDim w(y) As Double
Dim ext()
Dim AA() As Double
Dim BB() As Double
ReDim AA(y) As Double
ReDim BB(y) As Double
Dim R As Long
Dim c As Long
ReDim ext(y)
Dim fp() As Double
ReDim fp(y) As Double
Dim fn() As Double
ReDim fn(y) As Double
Dim S() As Double
ReDim S(x) As Double
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
For c = 2 To y + 1
R = 2
AA(c - 1) = Cells(R, c)
BB(c - 1) = Cells(R, c)
For R = 2 To x + 1
If Cells(R, c) > AA(c - 1) Then
AA(c - 1) = Cells(R, c)
End If
If Cells(R, c) < BB(c - 1) Then
BB(c - 1) = Cells(R, c)
End If
Next R
Next c
For c = 2 To y + 1
For R = 2 To x + 1
If Cells(R, c) < 0 Then
Cells(R, c) = (AA(c - 1) - BB(c - 1)) * (Cells(R, c) -
Int(BB(c - 1))) / ((Sgn(AA(c - 1)) * Int(Abs(AA(c - 1)))) -
(Sgn(BB(c - 1)) * Int(Abs(BB(c - 1)))))
End If
Next R
Next c
For c = 2 To y + 1
For R = 2 To x + 1
If Cells(R, c) = 0 Then
Cells(R, c) = 0.000001
End If
Next R
Next c
R = 2
c = 1
For R = 2 To x + 1
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
Cells(R, c).Select
Cells(R, c).Value = "A" & CStr(R - 1)
Next R
R = 1
For c = 2 To y + 1
Cells(R, c).Select
Cells(R, c).Value = "C" & CStr(c - 1)
geri_:
ext(c - 1) = InputBox("Bu kriter için ideal değer minimum
ise 1 maximum ise 2 giriniz.")
If ext(c - 1) < 1 Or ext(c - 1) > 2 Then
MsgBox "Yanlış değer girdiniz"
GoTo geri_
End If
Next c
Cells(x + 2, 1).Value = "W"
For c = 2 To y + 1
etop(c - 1) = 0
For R = 2 To x + 1
n = Cells(R, c)
etop(c - 1) = etop(c - 1) + n
Next R
Next c
For c = 2 To y + 1
For R = 2 To x + 1
renk(R - 1, c - 1) = Cells(R, c) / etop(c - 1)
Next R
Next c
P = 0
For c = 2 To y + 1
t = 0
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
For R = 2 To x + 1
k = -renk(R - 1, c - 1) * Log(renk(R - 1, c - 1)) / Log(x)
t = t + k
Next R
P = P + 1 - t
w(c - 1) = t
Next c
For c = 2 To y + 1
w(c - 1) = (1 - w(c - 1)) / P
Cells(x + 2, c).Value = w(c - 1)
Next c
Cells(x + 2, 1).Select
MsgBox "W ile başlayan satırda herbir kriter için Entropy
yöntemiyle hesaplanmış olan ağırlık değerleri yer
almaktadır"
For j = 1 To y
If ext(j) = 2 Then
fp(j) = AA(j)
fn(j) = BB(j)
Else
fp(j) = BB(j)
fn(j) = AA(j)
End If
Next j
'Sj değerlerinin hesaplanması
'Rj değerlerinin hesaplanması
Dim Rj() As Double
ReDim Rj(x) As Double
Cells(1, y + 4) = "S"
Cells(1, y + 5) = "R"
fa = -1E+22
na = 1E+28
Ry = 1E+31
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
Rn = -1E+34
For i = 1 To x
ma = 0
ka = -1E+29
For j = 1 To y
S(i) = w(j) * (fp(j) - Cells(i + 1, j + 1)) / (fp(j) -
fn(j))
Rj(i) = S(i)
If ka < Rj(i) Then
ka = Rj(i)
End If
ma = ma + S(i)
Next j
Rj(i) = ka
S(i) = ma
'S*=min Sj Sy ile gösteriliyor
'S-=max Sj Sn ile gösteriliyor
If fa < S(i) Then
fa = S(i)
End If
If na > S(i) Then
na = S(i)
End If
'R*=min Rj Ry ile gösteriliyor
'R-=max Rj Rn ile gösteriliyor
If Ry > Rj(i) Then
Ry = Rj(i)
End If
If Rn < Rj(i) Then
Rn = Rj(i)
End If
Cells(i + 1, y + 4) = S(i)
Cells(i + 1, y + 5) = Rj(i)
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
Next i
Sn = fa
Sy = na
Cells(1, y + 6) = "S*"
Cells(2, y + 6) = Sy
Cells(1, y + 7) = "S-"
Cells(2, y + 7) = Sn
Cells(1, y + 8) = "R*"
Cells(2, y + 8) = Ry
Cells(1, y + 9) = "R-"
Cells(2, y + 9) = Rn
'Qj değerlerinin hesaplanması
Cells(1, y + 10) = "Q"
Cells(1, y + 11) = "Q Sıra"
Cells(1, y + 12) = "Q Değer"
Cells(1, y + 13) = "S Sıra"
Cells(1, y + 14) = "S Değer"
Cells(1, y + 15) = "R Sıra"
Cells(1, y + 16) = "R Değer"
Dim Qj() As Double
ReDim Qj(x) As Double
For j = 1 To x
Qj(j) = 0.5 * (S(j) - Sy) / (Sn - Sy) + 0.5 * (Rj(j) - Ry) /
(Rn - Ry)
Cells(1 + j, y + 10) = Qj(j)
Next j
'Qj lerin sıralanması
'Sj lerin sıralanması
'Rj lerin sıralanması
Dim Q() As sıra
ReDim Q(x) As sıra
Dim Si() As sıra
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
ReDim Si(x) As sıra
Dim Ri() As sıra
ReDim Ri(x) As sıra
DQ = 1 / (x - 1)
For i = 1 To x
mes = Qj(i)
nes = S(i)
les = Rj(i)
For j = 1 To x
If les >= Rj(j) Then
les = Rj(j)
Ri(i).y = j
End If
If nes >= S(j) Then
nes = S(j)
Si(i).y = j
End If
If mes >= Qj(j) Then
mes = Qj(j)
Q(i).y = j
End If
Next j
Ri(i).x = les
Rj(Ri(i).y) = 1E+26
Si(i).x = nes
S(Si(i).y) = 1E+26
Q(i).x = mes
Qj(Q(i).y) = 1E+26
Cells(1 + i, y + 11) = "A" & Str(Q(i).y)
Cells(1 + i, y + 12) = Q(i).x
Cells(1 + i, y + 13) = "A" & Str(Si(i).y)
Cells(1 + i, y + 14) = Si(i).x
```

EK 49. (devam) Entropi tabanlı VIKOR Excel VBA program kodu

```
Cells(1 + i, y + 15) = "A" & Str(Ri(i).y)
Cells(1 + i, y + 16) = Ri(i).x
Next i
Cells(1, y + 17) = "Uzlaşık çözüm kümesi"
Dim kosul(2) As Boolean
If (Q(2).x - Q(1).x) >= DQ Then
kosul(1) = True
Else
kosul(1) = False
End If
If Si(1).y = Q(1).y Or Ri(1).y = Q(1).y Then
kosul(2) = True
Else
kosul(2) = False
End If
If kosul(1) = False Then
For j = 3 To x
If (Q(j).x - Q(1).x) >= DQ Then
Exit For
End If
Next j
For i = 1 To j
Cells(i + 1, y + 18) = "A" & Str(Q(i).y)
Next i
End If
If kosul(1) = False Then
Cells(2, y + 18) = "A" & Str(Q(1).y)
Cells(3, y + 18) = "A" & Str(Q(2).y)
End If
If kosul(1) = True And kosul(2) = True Then
Cells(2, y + 18) = "A" & Str(Q(1).y)
End If
End Sub
```

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı	: ÖZTEL, Ahmet
Uyruğu	: T.C.
Doğum tarihi ve yeri	: 01.06.1974, Of
Medeni hali	: Evli
Telefon	: 0 (505) 815 97 63
e-mail	:ahmetoztel@gmail.com

Eğitim

Derece	**Eğitim Birimi**	**Mezuniyet tarihi**
Doktora	Gazi Üniversitesi / İstatistik	Devam ediyor
Yüksek lisans	Ege Üniversitesi / Matematik	2010
Lisans	Ege Üniversitesi /Matematik	2007
Lise	Bakırköy Lisesi	1991

İş Deneyimi

Yıl	**Yer**	**Görev**
2010-Halen	Bartın Üniversitesi	Öğretim Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

1. Alp, İ., Öztel, A., & Köse, M. S. (2015). Entropi Tabanlı MAUT Yöntemi ile Kurumsal Sürdürülebilirlik Performansı Ölçümü: Bir Vaka Çalışması. *AİBÜ-İİBF Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 11(2), 65-81

2. Islamoglu, M., Apan, M., & Oztel, A. (2015). An Evaluation of the Financial Performance of REITs in Borsa Istanbul: A Case Study Using the Entropy-Based TOPSIS Method. *International Journal of Financial Research*, *6*(2), p124.

3. Öztel, A., Köse, M. S., & Aytekin, İ. (2012). Kurumsal Sürdürülebilirlik Performansının Ölçümü İçin Çok Kriterli Bir Çerçeve: Henkel Örneği. *Tarih Kültür ve Sanat Araştırmaları Dergisi*, *1*(4), 32-44.

4. Boxer, L., Karaca, I., & Oztel, A. (2011). Topological invariants in digital images. *Journal of Mathematical Sciences: Advances and Applications*, *11*(2), 109-140.

Konferans Bildirileri

1. Apan, M., Öztel, A., İslamoğlu, M. (2015). "Analysis of Financial Performance of Technology Firms by Entropy Based CP Methods: A Case Study in BIST" The 19th National Finance Symposium, Hitit University, Çorum, TURKEY

2. Apan, M., Öztel, A., İslamoğlu, M. (2015). "Comparison of Altman Z-Score and VIKOR Methods for Insolvency Detection: A case study from BIST Food Industry Firms" 17th EBES Conferences-Venice, San Servolo, Venice/Italy

3. İslamoğlu, M., Apan, M., Öztel, A. (2015). "An Assessment of the Paper Industry Fırms Lısted In Borsa Istanbul Usıng Entropy Based MAUT Method" 16th EBES Conferences-İstanbul, May 2015, Bahcesehir University, Istanbul

4. Karaca, İ., ÖzteL, A. (2009). "Topological Invariants in Digital Images" ICTA 2009 – International Conference on Topology and Applications, Hacettepe University, Ankara

5. Arslan, H., Karaca, İ., Öztel, A. (2008). " n-Boyutlu Dijital Görüntülerin Homoloji Grupları" XXI. Ulusal Matematik Sempozyumu, Koç Üniversitesi, İstanbul.

Hobiler

Kitap Okuma, Osmanlıca Metin Tahlili, Bisiklet, Koşu.

GAZİ GELECEKTİR...