Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, Cilt 23, Sayı 1, 2018 ARAŞTIRMA

DOI: 10.17482/uumfd.346417

ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME PROBLEMLERİNDE FAYDA FONKSİYONU AĞIRLIKLARININ TAHMİN EDİLMESİ İÇİN MATEMATİKSEL MODEL TEMELLİ BİR YÖNTEM

Ceren TUNCER ŞAKAR [*]
Barbaros YET [*]

Alınma:25.10.2017; düzeltme: 16.02.2018; kabul:10.04.2018

Öz: Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) problemlerindeki temel bir konu, karar vericinin (KV) tercihlerinin problem çözme sürecine dâhil edilmesidir. Birçok ÇKKV yöntemi, KV tercihlerinin fayda fonksiyonları yoluyla modellenebileceğini varsaymaktadır. Bu fonksiyonların parametre değerleri farklı KV'lerin problemle ilgili farklı önceliklerini ortaya koymaktadır. Literatürdeki çok sayıda yaklaşım, bu parametrelerin baştan bilindiğini kabul etmekte veya KV'nin bunları doğru bir şekilde doğrudan ifade edebileceğini varsaymaktadır. Tercih parametrelerini elde etmek için geliştirilen yöntemler ise KV'nin çok sayıda değerlendirme ve karşılaştırma yapmasını gerektirebilmekte ve karmaşık süreçler içerebilmektedir. Bu çalışmada geliştirdiğimiz matematiksel programlama temelli yöntem, ağırlıklı toplam şeklinde ifade edilen fayda fonksiyonlarının kriter ağırlıklarını KV için bilişsel zorluk yaratmayacak az sayıda tercih değerlendirmesi ile tahmin etmektedir. KV'den direkt olarak kriterleri değerlendirmesi istenmemekte, sınırlı sayıda karar alternatifini tercih sırasına sokması beklenmektedir. Geliştirilen yöntem, üç kriterli finansal portfolyo seçimi problemine ve beş kriterle değerlendirilen dünya üniversitelerinin sıralanması problemine uygulanmıştır. Karşılaştırma yapmak amacıyla literatürde kullanılan başka bir ağırlık tahmini yöntemi de (Swing yöntemi) aynı problemlere uygulanmıştır. Geliştirdiğimiz yaklaşımın bu yöntemden daha kullanışlı olduğu, daha az bilişsel yük getirdiği ve daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Çok Kriterli Karar Verme, Ağırlıklı toplam fayda fonksiyonu, Ağırlık tahmini, Üniversite sıralama, Finansal portfolyo seçimi

A Mathematical Modeling-based Method to Estimate Utility Function Weights in Multiple Criteria Decision Making Problems

Abstract: A basic issue in Multiple Criteria Decision Making (MCDM) problems is to include the preferences of the decision maker (DM) in the problem solution process. Many MCDM methods assume that DM preferences can be modeled in the form of utility functions. The parameters of these functions represent varying priorities of different DMs about the problem. Several approaches in the literature assume that these parameters are already known or the DM can express them directly and correctly. The approaches developed to derive preferential parameters may require the DM to make many assessments and comparisons, and involve complex procedures. The mathematical programming-based method developed in this study estimates criteria weights in weighted sum utility functions by few preference assessments without imposing cognitive difficulty on the DM. The DM is not asked to directly evaluate criteria but to rank a limited number of alternatives in preference order. The developed approach is applied to a financial portfolio selection problem with three criteria and a university ranking problem with five criteria. For comparison, the Swing method is also applied to the same problems. The proposed method is observed to be more convenient, impose less cognitive burden and provide superior results.

Keywords: Multiple Criteria Decision Making, Weighted sum utility function, Weight estimation, University ranking, Financial portfolio selection

[*] Endüstri Mühendisliği Bölümü, Hacettepe Üniversitesi, 06800, Ankara, Türkiye
İletişim Yazarı: Ceren TUNCER ŞAKAR (cerents@hacettepe.edu.tr)

1. GİRİŞ

Karar verme problemlerinin birçoğunda Karar Vericinin (KV) birden fazla amacı ve kaygısı vardır ve bu amaçlar çoğu zaman birbirleriyle çelişir. Bu problemleri tek bir amaca indirgemek ve bu doğrultuda çözmek çoğu zaman tatmin edici sonuçlar vermez. Tek amaçlı problemler için tanımlanmış olan optimal çözüm kavramı, tek bir ölçütü eniyilemek üzerine kuruludur. Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) Problemlerinde ise, birbiriyle çelişen çoklu kriterler vardır ve bir kriteri iyileştirmek bir veya daha fazla diğer kriterin kötüleşmesiyle sonuçlanır. Bu durum, tek bir en iyi çözümün bulunmasını pratikte imkânsız hale getirir ve tek en iyi çözüm yerine çoklu mantıklı sonuçları analiz etmeyi gerektirir. Bu mantıklı sonuçlara ÇKKV terminolojisinde etkin (efficient) çözümler denilmektedir ve bu çözümler şu özellikle tanımlanırlar: Etkin çözümler kümesinde, bir kriterin değeri en az bir tane başka kriterin değerini kötüleştirmeden iyileştirilemez. Bir problemdeki etkin çözümlerden en iyi olanı belirleyecek olan faktör KV'nin kişisel tercihleridir. Eğer KV tercihlerini belirtemiyorsa veya çözüm üretme sürecine dâhil edilmemişse, ÇKKV yöntemleri etkin çözümler kümesinin bulunmasıyla sonlanır. Ancak, eğer eldeki problem için gerçekçi ve uygulanabilir bir çözüm isteniyorsa, KV'nin kriterler ve çözüm alternatifleri hakkındaki tercihleri sürece dâhil edilmelidir.

KV'nin probleme dâhil olan alternatifleri değerlendirirken kullandığı içsel model çoğu zaman fayda fonksiyonları şeklinde temsil edilir. Bu fayda fonksiyonları alternatiflerin KV için genel değerini gösterir ve çoğunlukla bu fonksiyonlarda kriterlere atanmış olan ağırlıklar bulunur. Bu ağırlıklar KV için kişisel değerlerdir ve değişik KV'ler farklı değerlere sahip olabilir. Ancak, çoğu durumda KV'ler bu ağırlıkları doğrudan ve açık olarak ifade etmekte zorluk çekmektedirler. Algısal yanılgılar ve önyargılar KV'nin içsel olarak bildiği tercihlerini sayısal ve açık olarak ifade etmesini zorlaştırır (Kahneman ve Tversky, 1974).

Ağırlıkların sayısal olarak ifade edilmesinin bu kadar önemli ve zor olmasına karşın, KV'nin ağırlıklarının ortaya çıkarılmasına ilişkin yöntemler yeterli seviyede çalışılmamaktadır. Popüler ÇKKV yaklaşımlarının birçoğunda ağırlıkların baştan bilindiği varsayılmakta ve bu belirli ağırlıkların kullanıldığı ileriki aşamalara odaklanılmaktadır (örneğin: ELECTRE (Roy, 1968), PROMETHEE (Brans ve Vincke, 1985), TOPSIS (Hwang ve diğ., 1993) yöntemleri). Ağırlıklar doğru bir şekilde ortaya çıkarılmazsa, uygulanan yaklaşımın sonuçları yanlış olacaktır.

Bu makalede, ÇKKV problemlerindeki kriter değerlerinin ağırlıklı toplamı olarak alınan fayda fonksiyonundaki ağırlıkları ortaya çıkarmak için matematiksel programlama temelli bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen yaklaşım, KV'den kriterleri direkt olarak kıyaslamasını ve değerlendirmesini istememektedir. Ayrıca, problemdeki tüm alternatiflerin birbirleriyle kıyaslanması zorunluluğu da yoktur; temel işleyiş mekanizması, KV'nin kendisine sunulan sınırlı sayıdaki alternatifi tercih sırasına sokması üzerine kuruludur. Bu bilgi kullanılarak kriterlerin ağırlıkları dolaylı yoldan tahmin edilmektedir. Bu tahmin süreci basit ve KV'ye kolayca açıklanabilir bir model yoluyla yapılmaktadır. Bu açılardan bakıldığında, önerilen yöntem mevcut yöntemlere göre daha kullanışlı, KV açısından uygulaması kolay ve bilişsel yükü az olarak öne çıkmaktadır. Elde edilen ağırlıklar daha sonra KV'ye sunulmamış olan alternatifler için de sıralama yapmak için kullanılabilir. Önerilen yaklaşımın performansı mevcut yöntemlerden Swing yöntemi ile karşılaştırılmıştır (mevcut yöntemlerin detayları ve karşılaştırma için Swing yönteminin seçilme sebebi ikinci bölümde anlatılmaktadır).

Makale şu şekilde organize edilmiştir: ikinci bölümde kriter ağırlıklarını ve diğer KV tercih parametrelerini tespit etmeye yönelik daha önce önerilen yöntemler incelenmektir. Üçüncü bölümde önerilen matematiksel programlama yaklaşımı ve yaklaşımın kıyaslanması için seçilen Swing yöntemi açıklanmaktadır. Dördüncü ve beşinci bölüm modelin değerlendirme ve karşılaştırmasının yapıldığı deney problemlerini ve değerlendirme sonuçlarını içermektedir. Çalışma, altıncı bölümde yöntem ve test sonuçları üzerine çıkarımlar ve tartışmalar ile sonlandırılmaktadır.

2. TERCİH PARAMETRELERİ İÇİN MEVCUT ÇKKV YÖNTEMLERİ

Kriterlerin farklı KV'ler için önceliklerini ve ağırlıklarını ortaya çıkarmaya ve tahmin etmeye çalışan yaklaşımlar literatürde yetersiz kalmaktadır. En basit, doğrudan fakat yetersiz yöntem, KV'den ağırlıkları toplamları 1 eden kesirsel değerler şeklinde ifade etmesini istemektir. KV'nin bunu yapamaması durumunda, bir referans kriteri belirlenerek KV'nin diğer bütün kriterleri bu referansa göre değerlendirmesi istenmektir. Bu değerlendirmeler daha sonra normalize edilerek ağırlıklar elde edilebilir. Diğer farklı basit yaklaşımlar üzerine toplu bir kaynak olarak Pomerol ve Barba-Romero (2000) kullanılabilir, burada bunların bir bölümü tartışılmaktadır: Basit sıralama yaklaşımında, KV kriterleri kendisi için önemlerine göre sıralamaktadır. Bu sıralama daha sonra ters olarak kriterler için skorlara dönüştürülmekte ve bu skorlar normalize edilerek ağırlıklar elde edilmektedir. Basit kardinal değerlendirmede, kriterlerin skorları önemlerine göre KV tarafından doğrudan atanmaktadır. Bu skorlar daha sonra yine normalize edilmektedir. Bir diğer yaklaşım olan ardışık yinelemeler yönteminde, kriterler kardinal bir ölçekte değerlendirilmektedir. KV, her kriteri diğer kriterlerin tüm kombinasyonlarıyla kıyaslar. KV'nin farklı kombinasyonlar için verdiği cevaplar kullanılarak cevapların tutarlılığı test edilir ve elde edilen değerler normalize edilerek ağırlıklar oluşturulur. KV'nin hiçbir şekilde tercih belirtemediği veya problemde uzlaşamayan çoklu KV'lerin bulunduğu durumlar görülebilir. Bu durumlar için amaç, belirli bir KV için özel olarak bulunmamış olan objektif ağırlıklar elde etmek olabilir. Entropi Yöntemi böyle bir yaklaşımdır, KV ağırlıkların belirlenmesinde rol oynamaz. Ele alınan alternatifler düşünüldüğünde, daha geniş bir dağılıma sahip olan kriterler daha yüksek ağırlıklar alırlar. Bu kriterlerin alternatifleri ayrıştırmada daha fazla güce sahip olduğu kabul edilmektedir.

Şimdiye kadar bahsedilen temel yöntemler kriterlerin kıyaslanmasına dayalı yöntemlerdir. Pomerol ve Barba-Romero (2000) aynı zamanda karar alternatiflerinin kıyaslanmasıyla ağırlıkları tahmin eden yöntemleri de tartışmaktadır. Örnek olarak, ödünleşim oranlarına dayanan dengeleme yönteminde, KV'ye sadece iki kriterde (c_1 ve c_2) farklılaşan iki etkin alternatif gösterilmektedir. KV bu iki alternatif arasında seçim yapmaktadır. Daha sonra, tercih edilen alternatifin diğer alternatiften daha iyi olan kriter değeri KV iki alternatif arasında kayıtsız hale gelene kadar kötüleştirilmektedir. Son durumda iki alternatifin c_1 değerleri arasındaki fark ile c_2 değerleri arasındaki farkın oranı, bu iki kriterin ağırlıklarının oranı olarak alınmaktadır. Ağırlıklar birbiri cinsinden ifade edildikten sonra, toplamlarının 1 olması gerektiği kuralı uygulanarak ağırlıkların değerleri elde edilmektedir. Winterfeldt ve Edwards (1986)'ın Swing Yöntemi de alternatiflerin kıyaslanmasına dayalı bir yöntemdir. Bu yöntemde, her bir kriter için o kriterin en iyi, diğer kriterlerin ise en kötü seviyede olduğu bir alternatif oluşturulmaktadır. KV'den bu alternatiflerin kendisi için değerini diğerlerine oransal olarak ifade etmesi istenmekte ve bu ifadelerden kriter ağırlıklarına ulaşılmaktadır. Swing Yöntemi bölüm 3.2'de daha ayrıntılı olarak anlatılmaktadır.

KV'lerin tercihlerini daha özel modellerle temsil etmek isteyen araştırmacılar çeşitli formlarda fayda fonksiyonları kullanmıştır. Bunlardan toplamsal fayda fonksiyonu, temel ve klasik olarak kullanılan bir fonksiyondur. Bu fonksiyonun özellikleri ve temelleri için Keeney ve Raiffa (1976) ve Wakker (1989) incelenebilir. Jacquet-Lagrèze ve Siskos (1982) toplamsal fayda fonksiyonları üzerine kurdukları UTA yöntemi ile KV tercihlerini incelemişlerdir. UTA, KV tercihlerine uyumlu fayda fonksiyonlarını ortaya çıkarma amacı güden bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımın etkisiyle ortaya çıkan sıralı regresyon paradigmasında toplamsaldan farklı formlarda olan fayda fonksiyonu modelleri de değerlendirilmeye başlanmıştır. Sıralı regresyon üzerine yapılan çalışmaların bir derlemesi Siskos ve diğ. (2016) tarafından sunulmuştur. Sıralı regresyon yaklaşımlarında KV tercihlerine uyumlu fonksiyonlar belirlendikten sonra bunlardan birisinin seçimi uygulayıcının tercihlerine göre şekillenmektedir. Gürbüz sıralı regresyon yöntemi ise (Greco ve diğ., 2008) bu sübjektif seçimi ortadan kaldırmak için uyumlu fonksiyonların tamamını göz önüne alarak değerlendirmeler yapmıştır. Kadzinski ve Tervonen

(2013) de alternatiflerin gürbüz bir şekilde değerlendirilmesini amaçlamış ve olasılıksal hesaplar kullanmışlardır. Bir çözümün diğerine tercih edilmesinin olasılığı hesaplandığı gibi verilen bir çözümün belirli bir tercih sırasına sahip olmasının da olasılığı hesaplanmıştır. Toplamsal fayda fonksiyonlarındaki kriter ağırlıklarını ortaya çıkarmak üzerine çalışan de Almeida ve diğ. (2016), algoritmalarında KV'nin oluşturulan varsayımsal alternatifler arasında yaptığı tercihleri kullanmış ve ağırlık uzayını daraltarak KV için son bir çözüme doğru ilerlemiştir. Bu algoritmada, KV için çözüm bulmayı hızlandırmak amacıyla özelleştirilmiş sorular oluşturulmuştur ve son çözüme ulaşıldığında kriter ağırlıkları için geçerli olan ağırlık aralıkları son ağırlık tahmini kümesi olarak ortaya çıkmıştır. Bu algoritmada kullanılan matematiksel modellerin ayrıntılı açıklamaları ve algoritmanın uygulamalı testleri için de Almeida-Filho ve diğ. (2017) incelenebilir. Angilella ve diğ. (2004) UTA'nın fayda fonksiyonuyla ilgili yaptığı varsayımların problem çözümünde olumsuzluklara yol açabileceğini savunmuş ve bununla baş edebilmek için bir bulanık integraller yaklaşımı önermiştir. Bu yaklaşımla toplamsal olmayan tercih fonksiyonları ele alınmış ve kriterler arasındaki etkileşimler modellenmiştir. Buna benzer başka bir çalışma olarak Marichal ve Roubens (2000) incelenebilir. KV tercihlerini doğrusal olmayan fonksiyonlarla modelleyen Benabbou ve diğ. (2015) tercih bilgisini bir min-maks pişmanlık yaklaşımıyla elde etmiştir.

Literatürdeki bazı araştırmalar, tercihleri belirleme sürecinde ortaya çıkabilecek eksik bilgi ve belirsizlik durumlarını ele almışlardır. KV tercihlerindeki belirsizlikleri kabul eden Salo ve Hämäläinen (2001), belirsizlik içeren cevaplardan bilgi elde etmeye çalışmıştır. Sarabando ve Dias (2010) tercih bilgisi olarak sadece kriter ağırlıklarının sıralamasının ve alternatiflerin kriterlerdeki sıralamalarının mevcut olduğu bir durumu çalışmıştır. Bu durumda tercih parametreleri simülasyon yöntemi ile ortaya çıkartılmaya çalışılmıştır. Danielson ve diğ. (2014) ve ayrıca Larsson ve diğ. (2015), ağırlık tahmini için literatürde önerilen yöntemlerde KV'den istenen bilginin yüksek bilişsel yük getirebildiğini savunmuşlardır. Bunun sonucunda, önerdikleri yaklaşımlarda KV'den sadece tercih sırası bilgisi veya kesin olmayan sayısal tercih değerleri alarak ağırlık tahminleri gerçekleştirmişlerdir. Ağırlıkların kardinal değerlendirmelerinin mevcut olmadığı, sadece önem sıralamasının kullanıldığı yöntemlerin bir kıyaslaması için Ahn ve Park (2008) incelenebilir. KV'lerin alternatifler arasında kayıtsız kalması durumu modellere kayıtsızlık eşikleri yoluyla entegre edilmiştir. Branke ve diğ. (2015) gürbüz sıralı regresyona kayıtsızlık eşikleri eklemiştir. İkili karşılaştırmalarla KV tercihlerini ortaya çıkarmayı hedefleyen Branke ve diğ. (2017), kayıtsızlığın olduğu bir ortamda çalışmış ve tercih parametrelerinin tahmini için KV ile yapılacak olan etkileşimi azaltmayı hedeflemiştir. Tercih modellerinde kayıtsızlık kavramı için genel bir kaynak olarak Pirlot ve Vincke (2013)'e başvurulabilir. Mustajoki ve diğ. (2005), önerdiğimiz yöntemi karşılaştırmak için seçtiğimiz Swing yöntemine KV cevaplarındaki olası belirsizliği entegre etmiştir. Önerdikleri Swing varyasyonunda, KV oransal tercih ifadelerini kesin olarak söylemek yerine aralıklar halinde ifade edebilmektedir. Gerçek hayat problemlerinde bu yaklaşım KV'ler için daha kullanışlı ve gerçekçi olmakla birlikte, teorik bir uygulamada, orijinal Swing yöntemi kullandığı kesin tercih ifadeleri yoluyla daha doğru sonuçlar verecektir. Bu sebeple, bizim yöntemimizi karşılaştırmak için orijinal Swing yöntemi kullanılmaktadır.

ÇKKV alanında en çok kullanılan yaklaşımlardan biri olan Analitik Hiyerarşi Prosesi (AHP), problemin KV'sinin kriter ağırlıklarını ortaya çıkarmak için bir mekanizma içermektedir. AHP'nin detaylı bir açıklaması Saaty (2008)'de bulunabilir. AHP, problemde göz önüne alınan kriterler ve aynı zamanda alternatifler arasında ikili kıyaslamalar yapmak yoluyla ilerlemektedir. Öncelikle, KV tüm kriterleri ikili olarak birbiriyle kıyaslar ve hangisinin diğerinden önemli olduğuna ve bunun derecesine karar verir. Kriterlerin kendi aralarında tüm kıyaslamaları bittiğinde her kritere kendi önemi gösteren bir ağırlık atanmış olur. Daha sonra KV, tüm alternatif çiftlerini her kriterde birbiriyle kıyaslayarak devam eder. Bunun sonucunda her alternatifin her kriterdeki performansı bir skor halinde hesaplanmış olur. Kriterlerin ağırlıkları ve alternatiflerin her kriterde aldıkları skorlar beraber kullanılarak alternatifler için son genel skorlar elde edilir ve bu skorlar alternatifleri sıralamak için kullanılır. Bu bölümde tartışılan bazı diğer yöntemler gibi AHP de KV'den çok sayıda kıyaslama yapmasını ve karar vermesini beklemektedir. Bu durum KV için zorluk ve bilişsel yük oluşturmaktadır. Bu zorluk ve yükün derecesi alternatiflerin ve kriterlerin sayısı arttıkça yükselmektedir. AHP, çok sayıda alternatif ve kriter için pratikte uygulanabilir değildir (Dyer, 1990).

Kriter ağırlıklarını tahmin etmeye yönelik olarak geliştirilen matematiksel programlama temelli yaklaşımlar da mevcuttur. Pekelman ve Sen (1974) bu yaklaşımlara örnek iki model önermişlerdir. Çalışmalarında, öncelikle kriterlerin en iyi değerlerinden oluşan ideal vektörü bulmuşlardır. Daha sonra alternatiflerden olası tüm çiftleri oluşturmuşlar ve KV'den her seferinde çiftlerin içinden bir seçim yapmasını istemişlerdir. Yaklaşımlarının ana mantığı, seçilen alternatifin ideal vektöre olan ağırlıklı uzaklığının, seçilmeyen alternatiften daha az olması gerektiğidir. Matematiksel programlama temelli yaklaşımlar içerisinde interaktif ÇKKV yöntemleri de bulunmaktadır. İnteraktif yöntemlerde, birbirini takip eden hesaplama ve KV'den tercih alma süreçleri yinelemeler halinde devam etmektedir. Steuer (1986), ağırlık uzayının aşamalı olarak daraltıldığı interaktif yöntemlerden bir bölümünü ayrıntılı olarak açıklamış ve göstermiştir. Bu yöntemler sürekli çözüm uzayına sahip çok amaçlı problemler için tasarlanmıştır ve ardışık yinelemeler boyunca matematiksel programlama formülasyonlarının çözülmesini gerektirirler. Bu formülasyonlar KV'den alınan tercih bilgisine göre şekillenmektedir. Asıl amaç ağırlıkları tahmin etmek değil, KV'nin tercihlerine uygun olmayan ağırlıkları eleyerek son bir çözüme ulaşmaktır. Kriter ağırlıklarının olası değerleri ek bilgi olarak süreç sonunda ortaya çıkmaktadır. Örnek olarak Zionts-Wallenius Yöntemi (Zionts ve Wallenius, 1976) ve İnteraktif Ağırlıklı Tchebycheff Prosedürü (Steuer ve Choo, 1983) incelenebilir.

Kriter ağırlıklarını ortaya çıkarmaya yönelik yöntemleri derleyen ve şu ana kadar tartışılan yöntemlerin bir kısmını da içeren toplu bir özet kaynak olarak Riabacke ve diğ. (2012) görülebilir. Bu çalışmada ağırlık belirleme yöntemleri, doğrudan ve kesin karşılaştırma gerektiren oransal yöntemler (bu bölümde bahsedilen dengeleme ve Swing yöntemleri gibi) ve kesin olmayan tercih ifadeleriyle çalışan yöntemler olarak sınıflandırılmıştır. Bu ikinci sınıftaki yöntemler tercihlerde sıralama bilgisiyle çalışabilen (basit sıralama yöntemi gibi), anlamsal ifadelerle ilerleyen (AHP gibi) veya değerlendirmelerin aralıklar halinde yapılmasını kabul eden (Mustajoki ve diğ., 2005'in Swing varyasyonu gibi) yaklaşımlar olarak listelenmiştir.

Bu makalede önerdiğimiz yöntemin asıl amacı tercihlerini toplamsal bir fayda fonksiyonuna göre veren bir KV'nin kriterlere atadığı ağırlıkları tahmin etmektir. Bu açıdan bu bölümde anlatılan yöntemlerden KV tercihlerine uyumlu fayda fonksiyonları ailesini bulan, alternatiflerin performansına ilişkin olasılıksal hesaplar yapan, KV'yi son bir çözüme ulaştırmaya çalışırken yan bilgi olarak uyumlu tercih parametreleri elde eden veya eksik bilgi durumunda KV'yi çözüme yönlendirmeye çalışan yöntemlerden farklılaşmaktadır. Ağırlıkları tahmin etme amacında olan yöntemlerle kıyaslandığında ise uygulama ve çözümünün kolay olması, KV'ye kolayca anlatılabilir olması ve düşük bilişsel yükle iyi tahminler yapmasıyla öne çıkmaktadır. Ayrıca, elde ettiğimiz ağırlıklar aralıklar veya kümeler yerine belirli vektörler şeklinde ifade edildiği için bu ağırlıklar aynı KV'nin diğer benzer problemlerdeki kararlarını destelemek için direkt olarak kullanılabilir. Yöntemimiz, ağırlıkları tahmin etmek için KV'ye sınırlı sayıda alternatif sıralatmaktadır. KV kriterler arasında bir karşılaştırma yapmamakta veya direkt olarak alternatifler arasındaki tercihinin kuvvetine ilişkin sayısal bir değer belirtmemektedir. Bu açıdan kesin skorlar veya karşılaştırmalı oranlar isteyen yöntemlere göre uygulaması daha kolay ve gerçekçidir. Yöntemi değerlendirirken fayda fonksiyonuna göre tutarlı karar verdiği varsayılan bir KV simüle edilecektir, KV'nin kendisinden istenilen sıralama bilgisini tam olarak verebildiği varsayılmaktadır (önerilen yöntemin detayları ve performansı ilerleyen bölümlerde anlatılacaktır). Yöntemimizi karşılaştıracağımız diğer yöntemin seçimi sırasında, AHP gibi doğrudan kriterler arasında kıyaslama yapan yöntemlerin uygun olmayacağı değerlendirilmiştir. Öncelikle, bu yöntemlerin çalışma mantığı ve işleyişi farklıdır. Ayrıca, kriterler arasında tercih belirtmek, alternatifler arasında tercih belirtmeye göre, daha yüksek algısal zorluk ve yüke sahiptir. Özel olarak oluşturulmuş tamamen varsayımsal alternatifler arasındaki tercihin kuvvetini sayısal olarak belirten dengeleme yöntemleri gibi yöntemler kullanıldığında da, simüle edilen KV'nin değer fonksiyonuna göre tercih belirttiği varsayıldığında her zaman doğru sonuçlar ortaya çıkmaktadır; çünkü bu durum KV'nin kriter ağırlıklarını direkt olarak ifade edebilmesinden farksızdır. Fakat, gerçek bir KV algısal yanılgılar ve zorluklardan dolayı bu kadar tutarlı cevap veremeyecektir (Kahneman & Tversky, 1974). Dolayısıyla, özel olarak oluşturulmuş alternatifler arasındaki tercihin kuvvetini sayısal olarak belirten yöntemlerin karşılaştırılması gerçekçi bir performans değerlendirmesine olanak vermeyecektir.

Taranan yöntemlerden, Swing yönteminde, önerdiğimiz yönteme benzer olarak:

- Ağırlıkların belirlenmesi hedeflenmekte,
- Ağırlıklı toplam şeklinde bir fayda fonksiyonu kullanılabilmekte,
- Karşılaştırma sınırlı sayıda alternatif arasında yapılmakta, ve
- Kullanılan alternatiflerin kriter değerleri tamamen varsayımsal olarak üretilmemekte, eldeki alternatif kümesine göre şekillenmektedir.

Bu sebeplerden dolayı, Swing yöntemi önerilen yöntemle karşılaştırmak için uygun olarak görülmüştür. Makalenin geri kalanında, önerilen yöntem ve Swing yönteminin detayları üçüncü bölümde, performansları ise dördüncü ve beşinci bölümlerde anlatılacaktır.

3. ÖNERILEN VE KARŞILAŞTIRILAN YÖNTEMLER

Çok kriterli alternatifleri değerlendirmek için sıklıkla ağırlıklı doğrusal toplamsal fayda fonksiyonları kullanılmaktadır. Bu fonksiyonlar uygulaması ve KV tarafından anlaşılması kolay olduğu, ayrıca çok sayıda varsayıma ve parametreye ihtiyaç duyulmaması sebebiyle tercih edilmektedir. Keeney ve diğ. (2006), kriterler uygun şekilde seçildiği zaman doğrusal toplamsal fayda fonksiyonunun çok kriterli alternatifleri değerlendirmede mantıklı ve kolay ulaşılabilir bir yaklaşım olduğunu savunmuştur. Bu çalışmada üzerinde durduğumuz ağırlıklı doğrusal fayda fonksiyonu aşağıdaki şekildedir:

$$v_j = \sum_{i=1}^{n} w_i x_{ij} \tag{1}$$

Burada n kriter göz önüne alınarak değerlendirilen j alternatifinin KV için faydası v_j ile, j alternatifinin i kriterindeki değeri x_{ij} ile, i kriterinin ağırlığı da w_i ile gösterilmektedir. Bizim amacımız belirli bir KV için w_i ağırlıklarını ortaya çıkarmaktır, ağırlıkların tamamı pozitif ve toplamları 1 alınmaktadır.

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \tag{2}$$

$$w_i \geq 0, \ \ i = 1,2,\dots,n \tag{3}$$

Bu forma uygun şekilde ortaya çıkarılan ağırlıklar ile hesaplanacak olan fayda değerleri, bütün alternatifleri değerlendirmek, birbirleriyle kıyaslamak ve KV için bir sıralama oluşturmak gibi amaçlar için kullanılabilir.

Bu bölümde, öncelikle önerdiğimiz matematiksel model tanıtılmakta ve bu model yardımıyla ağırlıkların nasıl tahmin edilebileceği açıklanmaktadır. Daha sonra bu modelin kıyaslanacağı bir diğer yöntem anlatılmaktadır. Bu iki yöntem daha sonra dördüncü ve beşinci bölümde iki test problemi üzerinde yapılan uygulamalarla karşılaştırılacaktır.

3.1 Önerilen Matematiksel Model

Alternatif j'nin kriter değerlerini $\bar{x}_j$ vektörü ile gösterelim. KV'ye $X = \{\bar{x}_1, \bar{x}_2, \ldots, \bar{x}_k\}$ kümesindeki k adet rassal alternatif sunulduğunu varsayalım. Önerdiğimiz yaklaşımda KV'den bu alternatifleri tercih sırasına sokması istenmektedir, bu sıra tamamen KV'nin kişisel tercihlerine bağlıdır. KV'nin alternatifleri aşağıdaki gibi sıraladığını varsayalım:

$$\bar{x}_k \succcurlyeq \bar{x}_{k-1} \succcurlyeq \cdots \succcurlyeq \bar{x}_1 \tag{4)}$$

Burada $\bar{x}_k$ KV için en iyi alternatifi, $\bar{x}_{k-1}$ ikinci en iyi alternatifi ve $\bar{x}_1$ en kötü alternatifi göstermektedir. Alternatif j'nin KV için değerini v_j olarak gösterdiğimizi hatırlarsak, KV'nin yaptığı bu sıralama dolaylı olarak şu anlama gelmektedir:

$$v_k \geq v_{k-1} \geq \cdots \geq v_1 \tag{5)}$$

Ancak problemin analisti ve KV şu aşamada bu fayda değerlerini bilmemektedirler, KV sadece kendi içsel tercihlerine göre bir sıralama yapmış durumdadır. Bazı ağırlık vektörleriyle bu sıralamayı elde etmek mümkün olmasa da, ağırlıklar R^n'de değer aldığı için bu sıralamayı geçerli kılacak sonsuz sayıda ağırlık vektörü vardır. Bizim yöntemimiz, bu sonsuz sayıdaki ağırlık vektörü kümesini temsil edebilmek amacıyla her kriter için KV tercihlerini destekleyen en büyük ve en küçük ağırlık değerlerini bulmaktadır. Daha sonra, kriter ağırlıkları için belirlenen bu aralıklardan son tahminler elde edilmektedir. Yaklaşımımızın ilk aşamasında, her kriterin ağırlığının KV sıralamasını sağlayacak en yüksek değeri bulunmaktadır. Bunun için çözülen model aşağıda verilmiştir.

Karar değişkenleri:

w_i: i kriterinin ağırlığı

$\ddot{U}S_i$: i kriterinin ağırlığının alabileceği en yüksek değeri gösteren yardımcı değişken

v_j: j alternatifinin fayda değerini gösteren yardımcı değişken

Parametreler:

x_{ij}: j alternatifinin i kriterindeki değeri

$$Maks\ \ddot{U}S_i = w_i \tag{6}$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i x_{ij} = v_j, \ \ j = 1, \ldots, k \tag{7}$$

$$v_1 \leq v_2 \tag{8}$$

$$v_2 \leq v_3 \tag{9}$$

.

.

.

$$v_{k-1} \leq v_k \tag{10}$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \tag{11}$$

$$w_i \geq 0, \ \ i = 1, \ldots, n \tag{12}$$

Verilen model her kriter ağırlığı için ayrı ayrı çözülmektedir. Bu şekilde, tüm ağırlıkların pozitif olması ve toplamlarının 1 olması koşulları sağlanarak, tüm ağırlıklar için ayrı ayrı üst sınırlar elde edilmektedir. İkinci aşamada, ağırlıkların alabileceği en düşük değerler bulunmaktadır. Bunun için modelin sadece amaç fonksiyonu aşağıdaki şekilde değiştirilmektedir:

$$Min\ AS_i = w_i \tag{13}$$

AS_i, i kriterinin ağırlığının alabileceği en düşük değeri gösteren yardımcı değişkendir. Bu şekilde ağırlıklar için alt sınırlar bulunmaktadır. AS_i ve $ÜS_i$ değerleri ağırlıkların alabileceği en düşük ve en yüksek değerleri temsil ettiğinden, ağırlığı en iyi temsil edecek değerin AS_i ve $ÜS_i$ 'nin orta noktası olabileceği düşünülmüştür. Test sonuçlarının performansının da bu yaklaşımın iyi tahminler ortaya çıkardığını göstermesi üzerine yönteme bu doğrultuda devam edilmiştir. Bu nedenle her kriter için ortalama ağırlık değerleri hesaplanmaktadır:

$$OA_i = \frac{AS_i + ÜS_i}{2} \tag{14}$$

Kullanılan prosedür sonucunda, bu aşamada elde edilen ortalama ağırlık değerlerinin toplamı 1 etmeyecektir. Bu sebeple, ortalama ağırlıklar normalize edilerek son ağırlık değerleri elde edilmektedir:

$$\widehat{w}_i = \frac{OA_i}{\sum_{i=1}^{k} OA_i} \tag{15}$$

Bu değerler varsayılan fayda fonksiyonundaki ağırlıklar yerine kullanılmaktadır ve böylece her alternatifin fayda değeri tahmin edilmektedir.

KV ne kadar fazla sayıda alternatif sıralarsa tercihleri açısından o kadar çok bilgi sağlamış olur ve tahmin edilen ağırlıklar KV'nin kendi ağırlıklarına o kadar yaklaşır. Ancak, çok sayıda alternatifi bir anda sıralamak KV için zor olabilir ve artan bilişsel güçlükle KV'nin tutarsız cevaplar verme olasılığı artabilir. Bu nedenle, önerdiğimiz yöntemi KV'nin her seferinde belli sınırlı bir sayıda alternatif sıralamasını isteyecek şekilde uygulamaktayız. KV, ilk alternatif kümesini kendi içinde sıraladıktan sonra aynı sayıda alternatif içeren ikinci kümeyi de kendi içinde sıralaması istenmektedir. Bu prosedür, KV'ye değerlendirmesi için sunulması kararlaştırılmış olan tüm kümeler bitene kadar devam etmektedir. Elde edilen tüm sıralamalar önerilen matematiksel modelde kullanılarak KV'nin ağırlıkları tahmin edilmektedir.

3.2 Swing Yöntemi

Winterfeldt ve Edwards (1986)'ın Swing yöntemi kriter ağırlıklarını ortaya çıkarmak üzerine geliştirilmiş olan ve yaygın olarak kullanılan bir yaklaşımdır. Daha önce sebepleriyle birlikte açıklandığı üzere, bu yöntem önerdiğimiz matematiksel modelle karşılaştırma yapmak amacıyla kullanılacaktır. Swing yöntemi, uygulama için kullanacağımız test problemlerine uygun özelliklere sahiptir. Bu yöntem şu şekilde açıklanabilir: n kriterli bir problem için n tane varsayımsal alternatif oluşturulur. Bu alternatiflerin her birinde bir kriter en iyi değere sahiptir, diğer n-1 kriter en kötü seviyelerinde değer alırlar. Bu n alternatif içinden KV en çok tercih ettiğini seçer, seçtiği bu alternatifte hangi kriter en iyi seviyesindeyse, o kriter KV için en yüksek önem sırasına atanmış olur. Daha sonra kalan n-1 alternatif içinden KV en tercih ettiği alternatifi seçer, buradaki en iyi değere sahip kriter ikinci sıraya atanır ve süreç tüm kriterler sıralanana kadar devam eder. Bu prosedür sonrasında kriterlerin bir sıralaması elde edilmiş olur, istenirse literatür taramasında bahsedilen basit sıralama yaklaşımıyla bu değerlendirme kardinal ağırlıklara dönüştürülebilir. Ancak, eğer KV her bir kriteri en kötü seviyesinden en iyi seviyesine çıkarmanın her kriterin en kötü olduğu çözüme göre ne kadar fark yarattığını ölçebilir ve sayısal olarak ifade edebilirse daha kesin ağırlıklar bulunabilir. Bunun için bu çalışmada iki farklı yaklaşım kullanılacaktır, Swing yöntemi ve bu yaklaşımlar test problemleri bölümünde ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. Sonraki iki bölümde önerdiğimiz yöntem ve Swing yöntemi iki farklı veri kümesi üzerine uygulanacak ve sonuçlar karşılaştırılacaktır.

4. TEST PROBLEMİ I: ÜNİVERSİTE SIRALAMA

Times Higher Education (THE), yükseköğretim ve üniversiteler hakkında yayın yapan tanınmış bir dergidir. THE her yıl dünya çapında önde gelen üniversitelerin sıralamalarını yayınlamaktadır. Sıralamalar dünya üniversiteleri sıralaması, gelişen ekonomiler sıralaması ve alan sıralaması gibi değişik kategorilerde yapılmaktadır. Bir üniversitenin sırasını, beş performans göstergesindeki skorlarının ağırlıklı ortalaması belirlemektedir. Bu göstergeler şu şekilde sıralanmaktadır:

- Öğretim (öğrenme ortamı)
- Uluslararası imaj (personel, öğrenciler ve araştırma)
- Araştırma (miktar, gelir ve itibar)
- Atıflar (araştırma etkisi)
- Sektör geliri (bilgi transferi)

Performans göstergelerinin ağırlıkları değişik sıralama kategorileri için farklıdır. Tablo 1 2015/2016 dünya üniversiteleri sıralamasında kullanılan ağırlıkları göstermektedir. THE'nin sıralama yöntemi ayrıntılı olarak (Times Higher Education, 2015)'te açıklanmıştır.

Tablo 1. THE Dünya Üniversiteleri Sıralaması Performans Ölçütlerinin Ağırlıkları

Öğretim	Uluslararası İmaj	Araştırma	Atıflar	Sektör Geliri
0,3	0,075	0,3	0,3	0,025

Bu test problemi uygulamamızda, THE'nin 2015/2016 Dünya Üniversiteleri Sıralamasından birbirini baskılamayan 100 üniversite kullanmaktayız. ÇKKV'de kullanılan bir terim olan baskılama şöyle açıklanabilir: Eğer a alternatifi, her kriterde en az b alternatifi kadar iyiyse, ve en az bir kriterde b'den kesin olarak daha iyiyse, a alternatifi b'yi baskılar. Bu durumda da b alternatifine etkin olmayan alternatif adı verilir. Bir alternatifin etkin olabilmesi için, değerlendirilmeye alındığı kümedeki hiçbir alternatifin onu baskılamaması gerekir. Bir ÇKKV probleminde etkin olmayan alternatifler değerlendirmeye alınmadan kümeden çıkarılabilir. Etkin alternatiflerin her biri için ise, o alternatifi en çok tercih edecek bir KV bulunabilir. Bizim çalışmamızda sadece etkin alternatifler prosedüre dâhil edilmektedir. Bunun sebebi hem KV'nin kesinlikle tercih etmeyeceği alternatifleri elemek, hem de KV'nin yapacağı sıralamalardan daha fazla bilgi elde edebilmektir. Bu test problemi uygulamasında kullanılan veri EK-1'de gösterilmiştir.

Yöntemimizi simüle etmek için varsayımsal bir KV kullanılmıştır; alternatiflerin KV için değerlerinin (1) - (3) ile verilen ağırlıklı toplam modeline göre bulunduğu varsayılmaktadır. Yaklaşımımızın çıktılarını değerlendirebilmek ve performans analizi yapabilmek için KV'nin ağırlıklarının THE Dünya Üniversiteleri Sıralamasıyla aynı olduğu kabul edilmiştir. KV'nin j alternatifine atadığı değer şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$v_j = 0{,}3 * x_{1j} + 0{,}075 * x_{2j} + 0{,}3 * x_{3j} + 0{,}3 * x_{4j} + 0{,}025 * x_{5j} \tag{16}$$

Burada x_{1j}, x_{2j}, x_{3j}, x_{4j}, ve x_{5j} , j alternatifinin sırasıyla öğretim, uluslararası imaj, araştırma, alınan atıflar ve sektör geliri alanlarındaki performans ölçümlerini göstermektedir.

Öncelikle önerdiğimiz matematiksel model Bölüm 4.1'de bu test problemine uygulanmış ve sonuçlar raporlanmıştır. Daha sonra Swing yöntemi Bölüm 4.2'de aynı veriye uygulanmış ve iki yaklaşımın kıyaslaması yapılmıştır.

4.1 Matematiksel Model Yaklaşımının Uygulaması

Matematiksel modelin performansını değerlendirmek için 100 üniversitenin verisine 5-katlamalı çapraz doğrulama yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemde, veri rassal olarak 5 eşit kümeye bölünür. Bir kümedeki üniversiteler kullanılarak ağırlıklar belirlenir ve diğer 4 kümedeki üniversitelerin fayda değerleri tahmin edilir. Yinelemeli olarak bütün kümeler ağırlıkları belirlemek için kullanılır. Katlamalı çapraz doğrulama yönteminin, bütün veriyi değerlendirme için kullanması ve tahmin edilen verinin ağırlıkların belirlenmesi için kullanılan veriyle hep farklı olması gibi avantajları vardır. Bu yöntemin bir dezavantajı, rassal olarak oluşturulan kümelerin içeriğine göre performans sonuçlarının değişebilmesidir. Bunu engellemek için 5-katlamalı çapraz doğrulama yöntemi 1000 kere tekrar edilmiştir. Her bir tekrarda veri yeniden rassal olarak 5 eşit kümeye bölünerek farklı içerikli kümeler kullanılmış ve performans sonuçlarındaki varyansın azaltılması amaçlanmıştır. Önerilen matematiksel modeli çözmek için R istatistiksel yazılımındaki 'lpSolve' paketi kullanılmıştır (Berkelaar ve diğ., 2015).

Tablo 2, örnek olarak KV'nin sıraladığı ilk 20 üniversitelik kümeyi göstermektedir. KV, 20 üniversiteyi tek bir seferde sıralamak yerine, bilişsel açıdan daha kolay olduğu için, 5'er üniversiteden oluşan 4 grubu kendi içinde sıralamıştır (gruplar için seçilen üniversite sayısının sebebi Bölüm 4.1.1'de açıklanacaktır). KV'nin bu sıralamayı alternatiflerin toplam faydalarıyla tutarlı bir biçimde yaptığı varsayılmaktadır. Fakat, toplam fayda önerilen yönteme girdi olarak kullanılmamaktadır. Önerilen yöntem sadece KV'nin sıralamalarını girdi olarak kullanmaktadır.

İlk önce grup 1'deki sıralamalar önerilen matematiksel model içerisine veri olarak girilmiştir ve ağırlıklar tahmin edilmiştir. Daha sonra grup 2'nin kendi içindeki sıralamaları modele dâhil edilmiş ve tahmin edilen ağırlıklar güncellenmiştir. 4 grubun tamamı modele eklenene kadar bu süreç kümülatif olarak devam ettirilmiştir. Asıl olarak kullanılacak olan ağırlık tahminleri 4 grubun modele eklenmesiyle bulunuyor olsa da ara adımlardaki ağırlıklar da raporlanmıştır (Tablo 3'te görülebilecektir). Bu şekilde, önerilen modelin KV'den alınacak olan ek bilgiyle performansını nasıl iyileştirdiği gözlemlenebilmektedir.

Modelin performansını ölçmek için iki yöntem kullanılmıştır. Birinci yöntemde, tahmin edilen ağırlıklar ile gerçek ağırlıkların benzerliği ölçülmüştür. Matematiksel modelle tahmin ettiğimiz ağırlıklar ile kesikli olasılık dağılımları birbirine yakın özellikler göstermektedir. Örneğin, olasılık dağılımları gibi kriter ağırlıklarının da toplamı 1'dir ve her ağırlığın değeri 0 ile 1 arasındadır. Bu sebeple, tahmin ettiğimiz ağırlıklarla gerçek ağırlıklar arasındaki benzerliği ölçmek için Kullback – Leibler uzaklığı (KLU) birimi kullanılmıştır. KLU iki olasılık dağılımı arasındaki benzerliği ölçmek için bilgi teorisi alanında geliştirilmiş ve yaygın olarak kullanılan bir birimdir. KLU pozitif değerler alır, 0 değeri iki olasılık dağılımının birbiriyle aynı olduğunu gösterir, yüksek KLU değerleri ise olasılık değerlerinin birbirine benzemediğini gösterir. Matematiksel model ile belirlediğimiz ağırlıkları $\widehat{w}_i$ ve gerçek ağırlıkları w_i ile gösteriyor olalım. Gerçek ve tahmin edilen ağırlıklar arasındaki KLU aşağıda gösterilen biçimde hesaplanır:

$$KLU(w_i||\widehat{w}_i) = \sum_i w_i \log \frac{w_i}{\widehat{w}_i} \quad (17)$$

İkinci yöntemde, 5-katlamalı çapraz doğrulama yönteminde tahmin edilen üniversite fayda değerlerinin Ortalama Mutlak Hata (OMH)'sı ölçülmüştür. Üniversite j'nin tahmin edilen fayda değerini $\widehat{v}_j$, gerçek değerini v_j ve toplam üniversite sayısını n ile gösterelim. Tahminlerin OMH'si aşağıda gösterilen biçimde hesaplanır:

$$OMH = \frac{\sum_{j=1}^{n} \left| v_j - \widehat{v_j} \right|}{n} \tag{18}$$

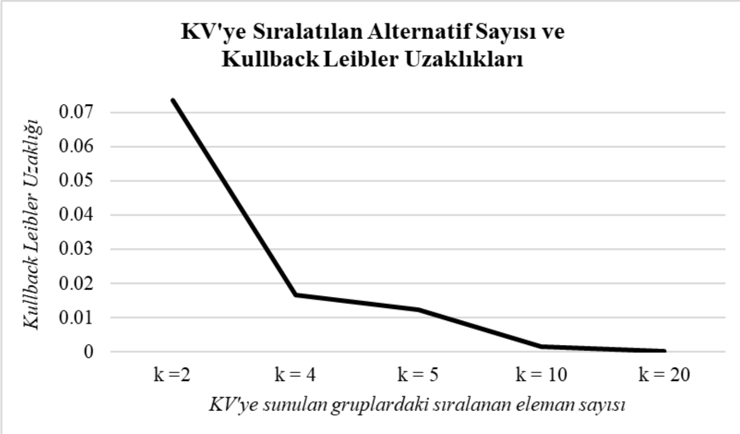
Çapraz doğrulama yöntemi 1000 tekrarlı olarak uygulanacaktır. Her bir tekrarda sonuçların ne ölçüde değiştiğini göstermek için, OMH ve KLU değerlerinin 1000 tekrar için ortalamaları ve standart sapmaları gösterilecektir.

Tablo 2. KV Tarafından Sıralanan Dört Grup Üniversite

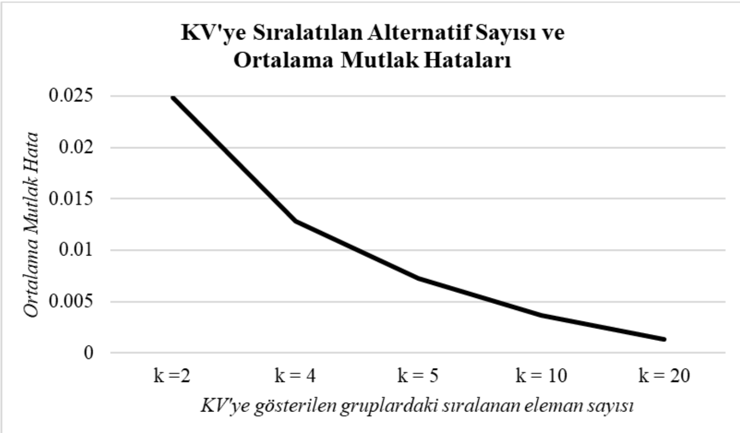
Grup 1						
Öğretim	**Uluslararası İmaj**	**Araştırma**	**Atıflar**	**Sektör Geliri**	**Toplam Fayda**	**Sıralama**
0,206	0,702	0,300	0,790	0,366	0,451	4
0,355	0,587	0,206	0,840	0,329	0,473	2
0,264	0,890	0,267	0,412	0,859	0,371	5
0,354	0,744	0,439	0,665	0,395	0,503	1
0,272	0,901	0,354	0,669	0,434	0,467	3
Grup 2						
Öğretim	**Uluslararası İmaj**	**Araştırma**	**Atıflar**	**Sektör Geliri**	**Toplam Fayda**	**Sıralama**
0,278	0,214	0,157	0,960	0,446	0,446	3
0,329	0,320	0,454	0,342	0,969	0,386	5
0,356	0,301	0,353	0,837	0,574	0,501	1
0,323	0,485	0,270	0,813	0,823	0,479	2
0,447	0,481	0,235	0,657	0,295	0,445	4
Grup 3						
Öğretim	**Uluslararası İmaj**	**Araştırma**	**Atıflar**	**Sektör Geliri**	**Toplam Fayda**	**Sıralama**
0,285	0,583	0,398	0,818	0,303	0,502	1
0,610	0,442	0,558	0,071	0,285	0,412	4
0,609	0,253	0,686	0,204	0,403	0,479	2
0,453	0,293	0,427	0,494	0,747	0,453	3
0,260	0,888	0,287	0,443	0,456	0,375	5
Grup 4						
Öğretim	**Uluslararası İmaj**	**Araştırma**	**Atıflar**	**Sektör Geliri**	**Toplam Fayda**	**Sıralama**
0,341	0,934	0,333	0,689	0,357	0,488	1
0,449	0,275	0,278	0,528	0,998	0,422	4
0,443	0,196	0,460	0,361	0,962	0,418	5
0,335	0,899	0,351	0,663	0,285	0,479	2
0,323	0,874	0,329	0,641	0,608	0,469	3

4.1.1 KV'nin Sıralayacağı Alternatif Sayısının Belirlenmesi

Bölüm 3.1'de belirtildiği gibi, çok sayıda alternatifi aynı anda sıralamak KV için bilişsel zorluk yaratabilir ve hatalara yol açabilir. Bu nedenle, çapraz doğrulamanın her kümesindeki 20 üniversiteyi bir seferde sıralatmak yerine üniversitelerin KV'ye k elemanlı alt gruplar halinde sunulup sıralatılmasına karar verilmiştir. Bu alt grupların boyutu bilişsel zorluk ve yöntemin doğruluğu açısından ödünleşim oluşturmaktadır. Eğer KV az sayıda elemanı olan alt gruplar sıralarsa, bu işin bilişsel açıdan kolay olması, fakat daha az bilgi sağlaması ve yöntemin sonuçlarının doğruluğunun daha düşük olması beklenmektedir.



Şekil 1:
Alt Gruplardaki Alternatif Sayısı ve KLU



Şekil 2:
Alt Gruplardaki Alternatif Sayısı ve OMH

KV'ye sıralatılan alt grup boyutlarının yöntemin performansına etkisini incelemek için, alt gruplardaki alternatif sayıları k = 2, 4, 5, 10 ve 20 olarak değiştirilerek 5-katlamalı çapraz doğrulama sonuçları değerlendirilmiştir. Örneğin, k = 2 durumunda, 20 üniversite KV'ye her birinde 2 alternatif bulunan 10 küme olarak sıralatılmaktadır. Şekil 1 ve 2'de alt gruplardaki alternatif sayılarının sonuçlara etkisi OMH ve KLU birimleriyle gösterilmiştir. Beklendiği gibi alt gruplardaki alternatif sayısının artması hem OMH hem de KLU açısından modelin performansını iyileştirmektedir. Bu çalışmada, bilişsel zorluk ve doğruluk arasındaki ödünleşim düşünülerek, 5 elemanlı alt gruplar sunulacaktır. Diğer bir deyişle, çapraz doğrulamanın her kümesindeki 20 üniversiteyi bir seferde sıralatmak yerine üniversiteler KV'ye rassal 5'erli alt gruplar halinde sunulacaktır. 10 ve 20 elemanlı alt grupların doğruluğunun daha yüksek olmasına karşın, bunlarla ilgili bilişsel zorluk düşünüldüğünde KV tarafından tutarlı olarak sıralanmasının zor olduğu düşünülmektedir. Bu bölümdeki testlerin ışığında, bir sonraki test probleminde de KV'ye 5'erli alternatif grupları sunulacaktır.

4.1.2 1000 Tekrarlı 5 Katlamalı Çapraz Doğrulama Sonuçları

Önerilen modeli değerlendirmek için KV'ye her birinde 5 alternatif olan 4 alt grup sıralatılarak 1000 tekrarlı 5 katlamalı çapraz doğrulama yapılmıştır. Tablo 3'te çapraz doğrulamanın 1000 kere tekrar edilmesi sonucunda elde edilen ağırlık, OMH ve KLU performans değerlerinin ortalamaları ve standart sapmaları gösterilmiştir. Alt grupların sıralamasının modele eklenmesiyle ağırlıkların ve sonuçların nasıl değiştiği gözlemlenebilir. En alt satır, 4 grup gösterildikten sonra bulunan son ağırlıkları göstermektedir. En sağdaki iki sütun, sırasıyla tahmin edilen ağırlıkların gerçek ağırlıklara KLU cinsinden benzerliğini ve çapraz doğrulama yönteminde tahmin edilen fayda değerlerinin OMH'sini göstermektedir. Ağırlıklar, OMH ve KLU'lar ile ilgili standart sapmalar parantez içinde gösterilmiştir. Beklenildiği gibi, Tablo 3'te, KV'ye sıralatılan grup sayısı arttıkça, tahmin edilen ağırlıklar gerçek ağırlıklara yakınlaşmaktadır. Benzer şekilde, sıralatılan grup sayısı arttıkça, tahmin edilen fayda değerlerinin hatası azalmakta ve modelin performansı iyileşmektedir. Önerilen model, sadece 4 tane 5 elemanlı grup sıralatarak, yüksek doğrulukta fayda ve ağırlık tahminleri yapabilmektedir. Bir sonraki bölümde, aynı veri için mevcut ve kabul edilmiş bir yöntem olan Swing yönteminin uygulaması yapılacak ve bölüm 4.3'te Swing yönteminin performansı önerilen model ile karşılaştırılacaktır.

Tablo 3. Üniversite Problemi için Matematiksel Model ile Bulunan Ağırlıklar

	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	KLU	OMH
Grup 1	0,270 (0,026)	0,115 (0,025)	0,258 (0,024)	0,265 (0,029)	0,092 (0,022)	0,058 (0,024)	0,030 (0,007)
Grup 1+2	0,275 (0,027)	0,083 (0,013)	0,291 (0,026)	0,299 (0,019)	0,052 (0,010)	0,015 (0,008)	0,016 (0,006)
Grup 1+2+3	0,279 (0,025)	0,075 (0,009)	0,305 (0,023)	0,304 (0,013)	0,038 (0,006)	0,006 (0,004)	0,010 (0,004)
Grup 1+2+3+4	**0,284 (0,021)**	**0,074 (0,007)**	**0,308 (0,019)**	**0,304 (0,009)**	**0,031 (0,004)**	**0,003 (0,003)**	**0,007 (0,002)**

4.2 Swing Yönteminin Uygulaması

Bölüm 2.2'de açıklanan Swing yöntemi, matematiksel model yaklaşımımızı uyguladığımız 100 üniversiteye uygulanmış ve bu yöntemle de kriterlerin ağırlıkları tahmin edilmiştir. Uygulamada, ilk önce 100 üniversitenin kriter değerleri incelenerek her kriterdeki en iyi ve en kötü değerler saptanmıştır. En iyi değerlerden oluşan vektör, ÇKKV terminolojisinde ideal vektöre, en kötü değerlerden oluşan vektör de ayakucu vektörüne karşılık gelmektedir. Bu değerler Tablo 4'te verilmektedir.

Tablo 4. Üniversitelerin Kriterlerdeki En İyi ve En Kötü Değerleri

	Öğretim	**Uluslararası İmaj**	**Araştırma**	**Atıflar**	**Sektör Geliri**
En İyi (İdeal vektör)	0,610	0,998	0,686	1,000	1,000
En Kötü (Ayakucu vektörü)	0,168	0,164	0,109	0,068	0,280

Sonraki aşamada, bir kriteri en iyi seviyede, diğer dört kriteri ise en kötü seviyede olan beş varsayımsal alternatif oluşturulmuştur. Swing yönteminde, KV'den bu alternatiflerin fayda değerlerini değerlendirip kendisi için bir sıralama yapması istenmektedir. KV bunların içinden en iyisini seçtikten sonra, bu alternatifin ayakucu vektörüne göre kendisi için yarattığı avantajı değerlendirmesi ve diğer dört alternatifin ayakucu vektörüne göre sağladığı avantajları bu değerlendirmeye göre oransal bir ölçekte ifade etmesi beklenmektedir. Bu oransal ifadeler daha sonra normalize edilerek kriter ağırlığı değerlerine dönüştürülmektedir. KV'nin hipotetik alternatifleri ayakucu vektörüne göre değerlendirirken kullanması için kabul edilen tek bir kesin yaklaşım bulunamamıştır. Çalışmamızda, KV'nin bu değerlendirmeyi yapabileceği iki makul yaklaşım kullanılmıştır. Tablo 5, bu doğrultuda Swing yöntemiyle yaptığımız ilk uygulamayı özetlemektedir. Tablonun sol tarafında ayakucu vektörünün ve bir kriteri en iyi, diğer dört kriteri en kötü seviyede olan beş varsayımsal alternatifin kriter değerleri satırlar halinde verilmiştir. Fayda sütunu, bu altı vektörün fayda değerlerini göstermektedir. Dördüncü kriterin en iyi seviyede olduğu alternatif en yüksek faydaya sahiptir ve KV için en çok tercih edilendir. Bir yandaki sütunda, sıralanan alternatiflerin ayakucu vektörüne göre ne kadar ek fayda sağladıkları gösterilmektedir. En çok tercih edilen alternatifin ayakucu vektörüne göre sağladığı ek fayda 1 birim kabul edilmiş, diğer dört alternatifin sağladığı ek faydalar bu değere oransal olarak hesaplanmış ve Oransal Ek Fayda sütununda sunulmuştur. Her satırdaki oransal ek faydalar bu sütunun toplamına bölünerek normalize edilmiş ve toplamları 1 olacak şekilde ağırlık tahminleri elde edilmiştir. Her alternatifte hangi kriter en iyi değere sahipse, bu alternatife karşılık gelen ağırlık tahmini o kritere aittir. Elde edilen ağırlık tahminleri Tablo 5'in son sütununda görülebilir.

Tablo 5. Swing Yöntemi ile Bulunan İlk Ağırlıklar

	Öğretim	Uluslararası İmaj	Araştırma	Atıflar	Sektör Geliri	Fayda	Ayakucuna Göre Ek Fayda	Oransal Ek Fayda	Ağırlık Tahminleri
Ayakucu	0,168	0,164	0,109	0,068	0,280	0,123			
1. kriter en iyi	0,610	0,164	0,109	0,068	0,280	0,255	0,132	0,473	**0,199**
2. kriter en iyi	0,168	0,998	0,109	0,068	0,280	0,185	0,062	0,222	**0,093**
3. kriter en iyi	0,168	0,164	0,686	0,068	0,280	0,296	0,173	0,620	**0,261**
4. kriter en iyi	0,168	0,164	0,109	1,000	0,280	0,402	0,279	1,000	**0,420**
5. kriter en iyi	0,168	0,164	0,109	0,068	1,000	0,141	0,018	0,065	**0,027**

Oluşturulan beş alternatifi ayakucu vektörüne göre değerlendirirken kullanılabilecek başka bir yaklaşımla yaptığımız ikinci Swing yöntemi uygulaması da Tablo 6'da özetlenmiştir. Bu tablo son üç sütunu dışında Tablo 5 ile aynıdır. Bu ikinci uygulamada, KV varsayımsal alternatiflerin ayakucu vektörüne göre sağladıkları avantajı bu beş alternatifin faydasının ayakucunun faydasına oranlayarak ifade etmektedir. Örneğin, birinci kriterin en iyi olduğu alternatifin faydası, ayakucu vektörünün faydasının 2,080 katıdır. Bu şekilde hesaplanan değerleri Ayakucuna Göre Fayda Çarpanı sütununda sunulmuştur. Daha sonra en iyi alternatifin (dördüncü kriterin en iyi olduğu alternatif) fayda çarpanı 1 birim alınarak diğer alternatifler için oransal fayda çarpanları hesaplanmış ve Oransal Fayda Çarpanı sütununda verilmiştir. Son sütunda da bu değerler bir önceki uygulamada olduğu gibi normalize edilmiş ve toplamları 1 olan ağırlıklara dönüştürülmüştür. Bu Swing yöntemi uygulamasıyla elde ettiğimiz kriter ağırlıkları Tablo 6'nın son sütununda verilmiştir.

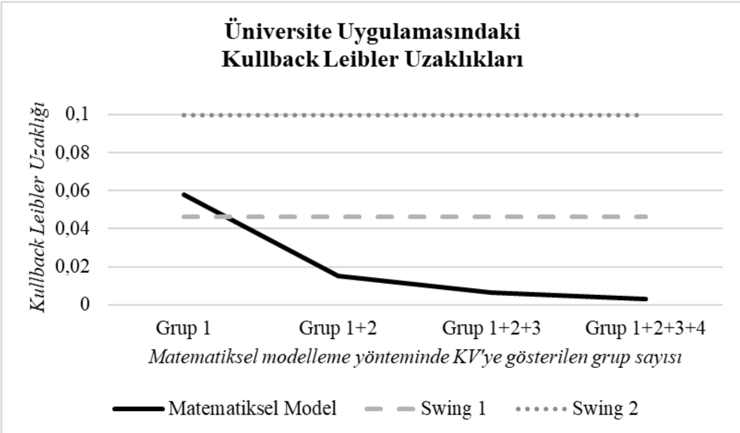
Tablo 6. Swing Yöntemi ile Bulunan İkinci Ağırlıklar

	Öğretim	Uluslararası İmaj	Araştırma	Atıflar	Sektör Geliri	Fayda	Ayakucuna Göre Fayda Çarpanı	Oransal Fayda Çarpanı	Ağırlık Tahminleri
Ayakucu	0,168	0,164	0,109	0,068	0,280	0,123			
1. kriter en iyi	0,610	0,164	0,109	0,068	0,280	0,255	2,073	0,634	**0,199**
2. kriter en iyi	0,168	0,998	0,109	0,068	0,280	0,185	1,504	0,460	**0,145**
3. kriter en iyi	0,168	0,164	0,686	0,068	0,280	0,296	2,407	0,737	**0,232**
4. kriter en iyi	0,168	0,164	0,109	1,000	0,280	0,402	3,268	1,000	**0,314**
5. kriter en iyi	0,168	0,164	0,109	0,068	1,000	0,141	1,146	0,351	**0,110**

Bir sonraki bölümde, KLU ve OMH değerleri açısından önerilen matematiksel model yaklaşımı ile Swing yönteminin karşılaştırması yapılacaktır.

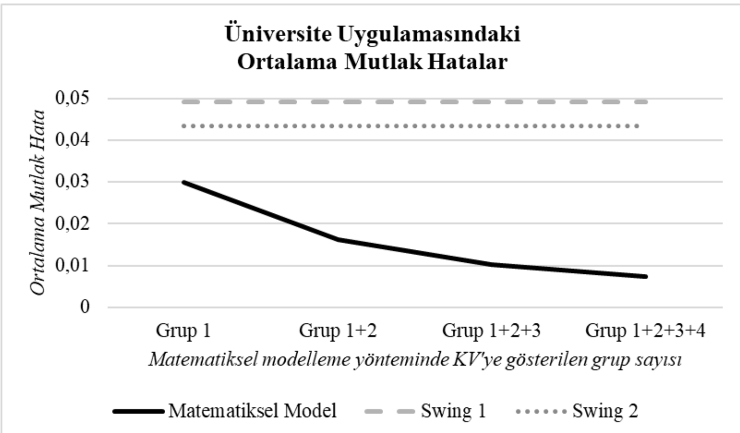
4.3 Matematiksel Model ile Swing Yönteminin Karşılaştırılması

Şekil 3, KV'ye her bir grup gösterildiğinde, matematiksel modelin tahmin ettiği ağırlıkların KLU'larını, Swing yöntemlerinin belirlediği KLU'lar ile karşılaştırmaktadır. Matematiksel model KV'den sadece iki grubun sıralamasını aldığında her iki Swing yönteminden de daha doğru ağırlıklar belirlemektedir. Modelin belirlediği ağırlıkların doğruluğu, grup sayısı arttıkça artmaktadır. Gerçek ağırlıklara en uzak ağırlıklar ikinci Swing yöntemi tarafından belirlenmiştir. Matematiksel model, sadece bir grup ile bu yöntemden daha doğru ağırlıklar tahmin edebilmektedir.



Şekil 3:
Matematiksel Model ve Swing Yönteminin KLU'ları

Şekil 4'te her bir grup için matematiksel modelin tahmin performansı, Swing yöntemleri ile OMH açısından karşılaştırılmaktadır. Matematiksel yöntem sadece bir grup sıralaması ile bile her iki Swing yönteminden de daha iyi sonuçlar elde etmektedir. Sıralanan grup sayısı arttıkça matematiksel modelin performansı daha da artmaktadır.



Şekil 4:
Matematiksel Model ile Swing Yönteminin OMH'leri

5. TEST PROBLEMİ II: FİNANSAL PORTFOLYO SEÇİMİ

Finansal portfolyo problemi, mevcut fonların finans piyasasındaki yatırım araçları arasında paylaştırılması üzerine kuruludur. Modern portfolyo teorisi Markowitz (1959) tarafından kurulmuş ve yaygın olarak çalışılan bir problem haline gelmiştir. Klasik portfolyo probleminde beklenen getirinin enbüyüklenmesi ve getirinin varyansı olarak ölçülen riskin enküçüklenmesi amaçları vardır, ancak alan farklı ve çok sayıda kriterle çalışarak ilerlemektedir. İkinci test problemi olarak kullanacağımız veri, Tuncer Şakar ve Köksalan (2014) çalışmasında Borsa İstanbul'da işlem gören hisse senetleriyle üretilen etkin portfolyo kümelerinden alınmıştır. Bahsedilen çalışmada üretilen kümeler arasında beklenen getiri, varyans ve likidite kriterleriyle oluşturulmuş olan 174 adet etkin portfolyo bulunmaktadır. Bu portfolyoların kriter değerleri normalize edildikten sonra aralarından 100 tanesi rassal olarak seçilmiştir. Bu 100 portfolyonun normalize kriter değerleri EK-2'de verilmektedir. Varyans kriteri normalize edilirken düşük varyansa sahip portfolyolar daha yüksek değer alacak şekilde işlem yapılmıştır, bu sayede son durumda tüm kriterler için yüksek değerler daha iyidir. Testte simülasyon için kullanılan ağırlık değerleri beklenen getiri, varyans ve likidite için sırasıyla 0,5, 0,3 ve 0,2'dir. Bu ağırlıkların seçilme sebebi, hem diğerlerinden yeterince farklılaşan bir değer (0,5), hem de birbirine yakın olan iki değer (0,3 ve 0,2) bulundurma isteğidir. Böylece ağırlıklar tahmin edilirken diğerlerinden oldukça yüksek olan değerlerin yeterince ayrıştırılabilmesi ve birbirine yakın değerlerin de farklarının yakalanabilmesi kontrol edilecektir.

Bu problemde KV'nin j alternatifine atadığı değer şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$v_j = 0{,}5 * x_{1j} + 0{,}3 * x_{2j} + 0{,}2 * x_{3j} \tag{19}$$

Burada x_{1j}, x_{2j} ve x_{3j} , j alternatifinin sırasıyla beklenen getiri, varyans ve likidite alanlarındaki değerlerini göstermektedir.

5.1 Matematiksel Model Yaklaşımının Uygulaması

Geliştirilen yaklaşımın finansal portfolyo problemindeki performansının ölçülmesi için KV'ye her birinde 5 portfolyo olan 4 grup sıralatılmış ve 1000 tekrarlı 5 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Tablo 7 her bir grup KV tarafından sıralandıktan sonra bulunan ağırlıkların, KLU ve OMH değerlerinin 1000 tekrar için ortalamalarını ve standart sapmalarını göstermektedir. Standart sapmalar parantez içinde gösterilmiştir. Bir önceki uygulamaya benzer şekilde, yöntemin sonuçları KV'nin sıraladığı alternatif sayısı arttıkça iyileşmiş ve gerçek ağırlıklara çok yakın ağırlıklar bulunmuştur.

Tablo 7. Portfolyo Problemi için Matematiksel Model ile Bulunan Ağırlıklar

	w_1	w_2	w_3	KLU	OMH
Grup 1	0,518 (0.030)	0,280 (0.030)	0,202 (0,025)	0,005 (0.006)	0,029 (0.009)
Grup 1+2	0,521 (0.022)	0,283 (0,023)	0,196 (0,019)	0,003 (0.003)	0,020 (0.008)
Grup 1+2+3	0,511 (0.015)	0,291 (0,016)	0,198 (0,014)	0,002 (0.002)	0,013 (0.006)
Grup 1+2+3+4	**0,506 (0.011)**	**0,296 (0,011)**	**0,198 (0,011)**	**0,001 (0.001)**	**0,008 (0.004)**

5.2 Swing Yönteminin Uygulaması

Portfolyo problemindeki Swing uygulamaları, Bölüm 4.2'de açıklanan şekilde gerçekleştirilmiştir. Tablo 8 ve 9'un son sütunları iki Swing yaklaşımıyla elde edilen ağırlık tahminlerini göstermektedir. Tabloların ilk satırlarından ayakucu vektörü, diğer satırlarda bireysel kriterlerin en iyi değerleri alındığında da ideal vektör görülebilir.

Tablo 8. Swing Yöntemi ile Bulunan İlk Ağırlıklar

	Beklenen Getiri	Varyans	Likidite	Fayda	Ayakucuna Göre Ek Fayda	Oransal Ek Fayda	Ağırlık Tahminleri
Ayakucu	0,165	0,003	0,028	0,089			
1. kriter en iyi	0,973	0,003	0,028	0,493	0,404	1,000	**0,460**
2. kriter en iyi	0,165	1,000	0,028	0,388	0,299	0,740	**0,341**
3. kriter en iyi	0,165	0,003	0,901	0,264	0,175	0,433	**0,199**

Tablo 9. Swing Yöntemi ile Bulunan İkinci Ağırlıklar

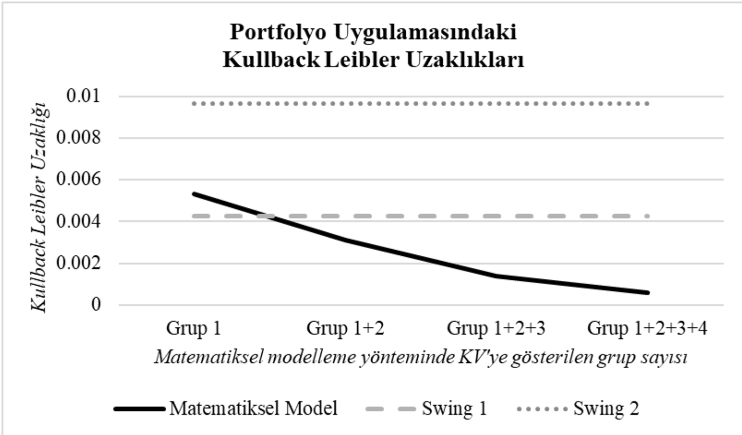
	Beklenen Getiri	Varyans	Likidite	Fayda	Ayakucuna Göre Fayda Çarpanı	Oransal Fayda Çarpanı	Ağırlık Tahminleri
Ayakucu	0,165	0,003	0,028	0,089			
1. kriter en iyi	0,973	0,003	0,028	0,493	5,539	1,000	**0,431**
2. kriter en iyi	0,165	1,000	0,028	0,388	4,360	0,78	**0,339**
3. kriter en iyi	0,165	0,003	0,901	0,264	2,966	0,535	**0,230**

Bir sonraki bölümde, portfolyo problemi uygulamasında önerilen matematiksel model ile Swing yönteminin karşılaştırması yapılacaktır.

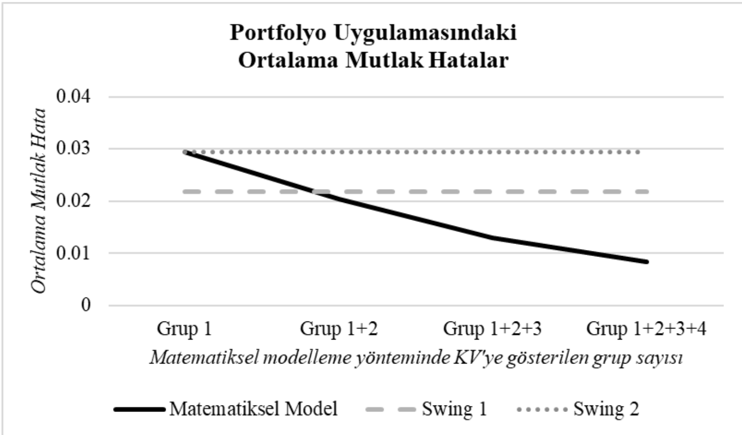
5.3 Matematiksel Model ile Swing Yönteminin Karşılaştırılması

Şekil 5 ve 6'da portfolyo problemi için önerilen matematiksel modelin Swing yöntemi ile KLU ve OMH değerlerine göre karşılaştırılması gösterilmektedir. Matematiksel modele KV tarafından iki alt grubun sıralaması girildiğinde, model her iki Swing yönteminden de daha doğru sonuçlara ulaşmaktadır. Sıralanan grup sayısı arttıkça, modelin doğruluğu iyileşmektedir.

Önerilen matematiksel modelin Swing yöntemiyle genel bir karşılaştırılması yapıldığında test probleminden bağımsız olarak diğer bazı yorumlar yapılabilir. Matematiksel modelin varsayımsal karar alternatifleri kullanmaya ihtiyacı yoktur. Swing yönteminin gerçekte bulunmayan bazı alternatifleri KV'ye sıralatması gerekmektedir. Örneğin, test problemlerinde gerçekte bulunmayan bazı üniversite ve portfolyo alternatiflerinin sıralanması yer almıştır. Bu çalışmada karar verme mekanizması simüle edildiği için, varsayımsal alternatifler bir zorluk oluşturmamıştır. Fakat gerçek bir KV, varsayımsal alternatifleri sıralarken algısal olarak zorluk çekebilir. Buna ek olarak, test problemi simülasyonlarında, Swing uygulamalarında KV'nin verilen alternatifleri ayakucu vektörüne göre değerlendirirken kesin ve doğru sayısal değerler verebildiği varsayılmıştır. Gerçek bir KV'nin Swing uygulamalarında kullanılan oransal ek fayda ve oransal fayda çarpanlarını bu şekilde doğru ifade edebilmesi çok güçtür. Buna kıyasla, önerilen matematiksel yöntemde KV'den alternatiflerin doğru bir şekilde sıralanmasını beklemek çok daha gerçekçidir. Bu sebeple, gerçek bir uygulamada önerilen yöntemin Swing yöntemine göre performans farkının daha da belirgin olarak ortaya çıkacağı düşünülmektedir. Matematiksel model yaklaşımında KV'nin cevaplaması gereken soru sayısının Swing yönteminden daha fazla olduğu değerlendirilebilir, ancak test problemlerinde görüldüğü üzere matematiksel model yaklaşımı az sayıda alternatif grubun KV'ye sıralattıktan sonra Swing yönteminin performansını geçmektedir. Bundan sonra yapılan ek sıralamalar sonuçların daha da iyileşmesi ile sonuçlanmaktadır.



Şekil 5:
Portfolyo Probleminde Matematiksel Model ve Swing Yönteminin KLU'ları



Şekil 6:
Portfolyo Probleminde Matematiksel Model ve Swing Yönteminin OMH'leri

6. SONUÇ

Bu çalışmada, ağırlıklı toplam şeklinde ifade edilen çok kriterli fayda fonksiyonu ağırlıklarını tahmin etmek için bir matematiksel model yaklaşımı önerilmiştir. ÇKKV problemlerinde kriterlerin ağırlıklarını tahmin etmek için literatürde önerilmiş olan yöntemler sınırlıdır ve genellikle kriterlerin direkt olarak birbirleriyle kıyaslanmasını gerektirmektedir. KV'nin yapması gereken çok sayıda karşılaştırma ve değerlendirme bilişsel zorluk ve uygunsuzluk yaratabilmektedir. Bizim önerdiğimiz yaklaşım, KV'den kriterleri direkt olarak kıyaslamasını ve değerlendirmesini istememektedir. Yaklaşım, KV'ye sunulan belli sayıdaki alternatifin alt gruplar halinde tercih sırasına sokulmasıyla ortaya çıkan bilgiyi kullanmaktadır. KV'nin belirlediği alternatif sıralamaları, bir matematiksel programlama modeline kısıtlar olarak girilmekte ve her kriter için bu kısıtları sağlayan en yüksek ve en düşük ağırlık değerleri bulunmaktadır. Bu sınırlar daha sonra ağırlık tahminlerine dönüştürülmektedir.

Geliştirilen yöntem THE Dünya Üniversiteleri Sıralamasından alınan 100 üniversite ve Borsa İstanbul'da işlem göre hisse senetleriyle oluşturulan 100 yatırım portfolyosu üzerinde denenmiştir. Her iki veride de modelin performansı 1000 tekrarlı 5-katlamalı çapraz değerlendirme yöntemi ile değerlendirilmiştir. Bu veride tahmin edilen ağırlıklar gerçek ağırlıklar ile karşılaştırılmış ve gerçek ağırlıklardan uzaklıklar KLU birimi ile ölçülmüştür. Ayrıca, belirlenen ağırlıklar ile her üniversitenin fayda değeri tahmin edilmiş, tahmin performansı OMH yoluyla kıyaslanmıştır. Her iki test problemi geliştirilen yöntemin ağırlıkları az sayıda karşılaştırma ile iyi bir şekilde tahmin ettiğini göstermektedir. Geliştirilen yöntemi kıyaslamak amacıyla, literatürden alternatifleri sıralayarak kriter ağırlıklarını tahmin eden başka bir yaklaşım olan Swing yöntemi alınmıştır. Geliştirilen yöntem, Swing yönteminden hem belirlenen ağırlıkların gerçek ağırlıklara yakınlığı, hem de tahmin edilen fayda değerlerinin hataları açısından üstün sonuçlar vermiştir ve algısal olarak daha kolay kullanıma sahiptir.

Gelecek çalışmalarda, yöntemin daha iyi sonuçlar vermesi için KV'ye sıralanmak üzere sunulan alternatiflerin hangi özelliklere sahip olması gerektiği araştırılabilir. Bazı alternatif kümeleri diğerlerinden daha doğru sonuçlara ulaşmakta ve KV'nin daha az sayıda karşılaştırma yapmasını gerektirmektedir. Hangi alternatiflerin sıralanmasının süreç için daha çok bilgi üreteceği baştan belirlenebilirse yöntemin performansı artacak ve uygulama KV için daha kolay hale gelecektir.

KAYNAKLAR

1. Ahn, B. S. ve Park, K. S. (2008) Comparing methods for multiattribute decision making with ordinal weights, *Computers and Operations Research*, 35(5), 1660-1670. doi: 10.1016/j.cor.2006.09.026

2. Angilella, S., Greco, S., Lamantia, F. ve Matarazzo, B. (2004) Assessing non-additive utility for multicriteria decision aid, *European Journal of Operational Research*, 158(3), 734-744. doi: 10.1016/S0377-2217(03)00388-6

3. Benabbou, N., Gonzales, C., Perny, P. ve Viappiani, P. (2015) Minimax regret approaches for preference elicitation with rank-dependent aggregators, *EURO Journal on Decision Processes*, 3(1–2), 29–64. doi: 10.1007/s40070-015-0040-6

4. Berkelaar, M. ve diğ. (2015). Interface to 'Lp_solve' v. 5.5 to Solve Linear/Integer Programs. Erişim Adresi: https://cran.r-project.org/web/packages/lpSolve/index.html (Erişim Tarihi: 13.04.2018)

5. Branke, J., Corrente, S., Greco, S. ve Gutjahr, W.J. (2015) Using indifference information in robust ordinal regression. *International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, 205–217. doi: 10.1007/978-3-319-158-92-1_14

6. Branke, J., Corrente, S., Greco, S. ve Gutjahr, W. (2017) Efficient pairwise preference elicitation allowing for indifference, *Computers and Operations Research* 88, 175-186. doi: 10.1016/j.cor.2017.06.020

7. Brans, J. P. ve Vincke, P. (1985) A Preference Ranking Organisation Method: The PROMETHEE Method for Multiple Criteria Decision-Making, *Management Science*, 31(6), 647–656. doi: 10.1287/mnsc.31.6.647

8. Danielson, M., Ekenberg, L., Larsson, A. ve Riabacke, M., (2014), Weighting Under Ambiguous Preferences and Imprecise Differences in a Cardinal Rank Ordering Process, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 7, 105-112. doi: 10.1080/18756891.2014.853954

9. de Almeida-Filho, A. T., de Almeida, A. T., ve Costa, A. P. C. S., (2017) A flexible elicitation procedure for additive model scale constants, *Annals of Operations Research*, 259(1-2), 65-83. doi: 10.1007/s10479-017-2519-y

10. de Almeida, A. T., de Almedia, J. A., Costa, A. P. C. S. ve de Almedia-Filho, A.T. (2016) A new method for elicitation of criteria weights in additive models: Flexible and interactive tradeoff, *European Journal of Operational Research*, 250(1), 179-191. doi: 10.1016/j.ejor.2015.08.058

11. Dyer, G. (1990) Remarks on the Analytic Hierarchy Process, *Management Science*, 36(3), 249–258. doi: 10.1287/mnsc.36.3.249

12. Greco, S., Mousseau, V. ve Słowinski, R. (2008) Ordinal regression revisited: multiple criteria ranking using a set of additive value functions, *European Journal of Operational Research*, 191(2), 416–436. doi: 10.1016/j.ejor.2007.08.013

13. Hwang, C. L., Lai, Y. J. ve Liu, T. Y. (1993) A new approach for multiple objective decision making, *Computers and Operations Research*, 20(8), 889–899. doi: 10.1016/0305-0548(93)90109-V

14. Jacquet-Lagrèze, E. ve Siskos, Y. (1982) Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method, *European Journal of Operational Research*, 10(2), 151–164. doi: 10.1016/0377-2217(82)90155-2

15. Kadzinski, M. ve Tervonen, T. (2013) Robust multi-criteria ranking with additive value models and holistic pair-wise preference statements, *European Journal of Operational Research*, 228(1), 169–180. doi: 10.1016/j.ejor.2013.01.022

16. Keeney, R.L. ve Raiffa, H. (1976) *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs*, John Wiley and Sons, New York.

17. Keeney, R. L., See, K. E. ve von Winterfeldt, D. (2006) Evaluating Academic Programs: With Applications to U.S. Graduate Decision Science Programs, *Operations Research*, 54(5), 813–828. doi: 10.1287/opre.1060.0328

18. Kahneman, D. ve Tversky, A. (1974) Judgment under uncertainty: heuristics and biases, *Science*, 185(4157), 1124–1131. doi: 10.1126/science.185.4157.1124

19. Kullback, S. (1959) *Information theory and statistics*, John Wiley and Sons, New York.

20. Larsson, A., Riabacke M., Danielson M. ve Ekenberg, L. (2015) Cardinal and Rank Ordering of Criteria - Addressing Prescription within Weight Elicitation, *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 14(6), 1299-1330. doi: 10.1142/S021962201450059X

21. Marichal, J.L. ve Roubens, M. (2000) Determination of weights of interacting criteria from a reference set, *European Journal of Operational Research*, 124(3), 641–650. doi:10.1016/S0377-2217(99)00182-4

22. Markowitz H. (1959) *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*, John Wiley and Sons, New York.

23. Mustajoki, J., Raimo, P. H. ve Salo, A., (2005) Decision support by interval SMART/SWING-incorporating imprecision in the SMART and SWING methods, *Decision Sciences*, 36(2), 317-339. doi: 10.1111/j.1540-5414.2005.00075.x

24. Pekelman, D. ve Sen, S.K. (1974) Mathematical Programming Models for the Determination of Attribute Weights, *Management Science*, 20(8), 1217–1229. doi: 10.1287/mnsc.20.8.1217

25. Pomerol, J.-C. ve Barba-Romero, S. (2012) *Multicriterion decision in management: principles and practice*, Springer Science & Business Media, New York.

26. Riabacke, M., Danielson, M. ve Ekenberg, L. (2012) State-of-the-art prescriptive criteria weight elicitation, *Advances in Decision Sciences*, 2012, 1–24 doi: 10.1155/2012/276584.

27. Roy, B. (1968) Classement et choix en présence de points de vue multiples. *Revue française d'informatique et de recherche opérationnelle*, 2(8), 57–75. doi: 10.1051/ro/196802V100571

28. Saaty, T.L., (2008) Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83 –98. doi: 10.1504/IJSSCI.2008.017590

29. Salo, A.A. ve Hämäläinen, R.P. (2001) Preference ratios in multiattribute evaluation (prime)-elicitation and decision procedures under incomplete information, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 31(6), 533–545. doi: 10.1109/3468.983411

30. Sarabando, P. ve Dias, L.C. (2010). Simple procedures of choice in multicriteria problems without precise information about the alternatives' values. *Computers and Operations Research*, 37(12), 2239–2247. doi: 10.1016/j.cor.2010.03.014

31. Siskos, Y., Grigoroudis, E. ve Matsatsinis, N.F. (2016) UTA methods, *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*, Springer, Berlin, 315–362.

32. Steuer, R.E., (1986) *Multiple criteria optimization: theory, computation, and applications*, John Wiley & Sons, New York.

33. Steuer, R.E. ve Choo, E.-U. (1983) An Interactive Weighted Tchebycheff Procedure For Multiple Objective Programming, *Mathematical Programming*, 26(3), 326–344. doi: 10.1007/BF02591870

34. Times Higher Education (2015). World University Rankings 2015-2016 Methodology. Erişim Adresi: https://www.timeshighereducation.com/news/ranking-methodology-2016 (Erişim Tarihi: 22.02.2018)

35. Tuncer Şakar, C. ve Köksalan, M. (2014) Effects of Multiple Criteria on Portfolio Optimization, *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 13(1), 77-99. doi: 10.1142/S0219622014500047

36. Wakker, P.P. (1989) *Additive Representations of Preferences: A New Foundation of Decision Analysis*, Springer, Dordrecht.

37. Von Winterfeldt, D. ve Edwards, W. (1986). *Decision Analysis and Behavioural Research*, Cambridge University Press, Cambridge, UK.

38. Zionts, S. ve Wallenius, J. (1976). An Interactive Programming Method for Solving the Multiple Criteria Problem, *Management Science*, 22(6), 652–663. doi: 10.1287/mnsc.22.6.652

EK-1: Üniversite Seçimi Uygulaması Verisi

#	Öğretim	Ulusl. İmaj	Araştır.	Atıflar	Sektör Geliri	#	Öğretim	Ulusl. İmaj	Araştır.	Atıflar	Sektör Geliri
1	0,206	0,702	0,300	0,790	0,366	51	0,346	0,509	0,358	0,791	0,479
2	0,355	0,587	0,206	0,840	0,329	52	0,304	0,403	0,315	0,651	0,796
3	0,264	0,890	0,267	0,412	0,859	53	0,387	0,642	0,290	0,798	0,288
4	0,354	0,744	0,439	0,665	0,395	54	0,258	0,976	0,112	0,535	0,418
5	0,272	0,901	0,354	0,669	0,434	55	0,373	0,611	0,222	0,838	0,684
6	0,278	0,214	0,157	0,960	0,446	56	0,274	0,759	0,265	0,672	0,644
7	0,329	0,320	0,454	0,342	0,969	57	0,285	0,355	0,303	0,718	0,837
8	0,356	0,301	0,353	0,837	0,574	58	0,341	0,600	0,293	0,833	0,468
9	0,323	0,485	0,270	0,813	0,823	59	0,358	0,602	0,286	0,793	0,381
10	0,447	0,481	0,235	0,657	0,295	60	0,301	0,488	0,317	0,763	0,663
11	0,285	0,583	0,398	0,818	0,303	61	0,288	0,760	0,356	0,560	0,737
12	0,610	0,442	0,558	0,071	0,285	62	0,236	0,957	0,169	0,673	0,399
13	0,609	0,253	0,686	0,204	0,403	63	0,378	0,275	0,452	0,340	0,929
14	0,453	0,293	0,427	0,494	0,747	64	0,256	0,785	0,269	0,902	0,495
15	0,260	0,888	0,287	0,443	0,456	65	0,266	0,817	0,146	0,891	0,339
16	0,341	0,934	0,333	0,689	0,357	66	0,315	0,401	0,328	0,681	0,999
17	0,449	0,275	0,278	0,528	0,998	67	0,341	0,716	0,471	0,515	0,574
18	0,443	0,196	0,460	0,361	0,962	68	0,311	0,654	0,328	0,621	0,616
19	0,335	0,899	0,351	0,663	0,285	69	0,400	0,527	0,445	0,557	0,998
20	0,323	0,874	0,329	0,641	0,608	70	0,239	0,930	0,118	0,766	0,731
21	0,251	0,710	0,284	0,738	0,437	71	0,367	0,630	0,221	0,649	0,331
22	0,467	0,214	0,366	0,672	0,803	72	0,439	0,402	0,434	0,418	0,998
23	0,323	0,494	0,205	0,895	0,280	73	0,283	0,470	0,257	0,973	0,386
24	0,371	0,544	0,432	0,511	0,991	74	0,343	0,713	0,410	0,707	0,573
25	0,282	0,498	0,350	0,469	1,000	75	0,358	0,616	0,358	0,544	0,542
26	0,494	0,478	0,524	0,471	0,464	76	0,350	0,863	0,385	0,708	0,335
27	0,287	0,645	0,245	0,568	0,771	77	0,168	0,610	0,271	0,914	0,588
28	0,386	0,736	0,324	0,590	0,597	78	0,352	0,582	0,239	0,864	0,584
29	0,291	0,697	0,366	0,465	0,989	79	0,427	0,164	0,472	0,424	0,524
30	0,346	0,242	0,195	0,948	0,425	80	0,393	0,399	0,295	0,730	0,345
31	0,308	0,296	0,178	0,974	0,425	81	0,256	0,695	0,181	1,000	0,377
32	0,262	0,684	0,315	0,760	0,997	82	0,430	0,412	0,273	0,748	0,280
33	0,309	0,781	0,316	0,820	0,346	83	0,456	0,319	0,476	0,422	0,709
34	0,385	0,416	0,401	0,647	0,320	84	0,304	0,783	0,294	0,652	0,503
35	0,416	0,656	0,300	0,690	0,317	85	0,324	0,319	0,381	0,846	0,320
36	0,410	0,323	0,267	0,735	0,541	86	0,250	0,998	0,267	0,848	0,381
37	0,307	0,899	0,305	0,749	0,315	87	0,293	0,790	0,352	0,633	0,451
38	0,365	0,606	0,379	0,620	0,438	88	0,377	0,218	0,174	0,889	0,454
39	0,369	0,266	0,109	0,850	0,299	89	0,532	0,476	0,476	0,068	0,283

40	0,349	0,533	0,217	0,726	0,707	90	0,321	0,816	0,267	0,768	0,501
41	0,339	0,937	0,333	0,386	0,289	91	0,316	0,648	0,408	0,717	0,603
42	0,410	0,475	0,505	0,492	0,429	92	0,385	0,266	0,175	0,850	0,291
43	0,458	0,556	0,414	0,646	0,319	93	0,366	0,776	0,353	0,522	0,795
44	0,375	0,638	0,317	0,622	0,575	94	0,305	0,649	0,229	0,910	0,290
45	0,385	0,583	0,467	0,619	0,924	95	0,468	0,266	0,452	0,374	0,761
46	0,425	0,452	0,232	0,845	0,712	96	0,371	0,699	0,367	0,615	0,415
47	0,260	0,817	0,278	0,749	0,455	97	0,309	0,843	0,275	0,815	0,347
48	0,248	0,451	0,357	0,734	0,998	98	0,325	0,700	0,315	0,824	0,362
49	0,341	0,773	0,320	0,546	0,865	99	0,308	0,559	0,274	0,877	0,471
50	0,409	0,581	0,292	0,632	0,380	100	0,235	0,910	0,225	0,389	0,521

EK-2: Portfolyo Seçimi Uygulaması Verisi

#	Beklenen Getiri	Varyans	Likidite	#	Beklenen Getiri	Varyans	Likidite	#	Beklenen Getiri	Varyans	Likidite
1	0,2883	0,3927	0,3070	34	0,9729	0,0030	0,1253	67	0,1802	0,5036	0,5195
2	0,3243	0,1134	0,6874	35	0,8287	0,0050	0,2577	68	0,1703	0,2977	0,7526
3	0,7807	0,0096	0,2207	36	0,6486	0,0165	0,3246	69	0,3603	0,1430	0,4136
4	0,5524	0,0112	0,5780	37	0,6125	0,0199	0,3350	70	0,9008	0,0044	0,1685
5	0,3603	0,2210	0,1699	38	0,3421	0,3068	0,0432	71	0,1771	0,6472	0,4064
6	0,2522	0,4094	0,4617	39	0,2162	0,6514	0,3515	72	0,5614	0,0348	0,1317
7	0,9368	0,0031	0,1696	40	0,6867	0,0064	0,4373	73	0,7567	0,0061	0,3398
8	0,9008	0,0037	0,1952	41	0,3603	0,1808	0,2917	74	0,4324	0,0582	0,4929
9	0,5765	0,0194	0,4837	42	0,7206	0,0095	0,3358	75	0,9729	0,0029	0,1277
10	0,6125	0,0213	0,2750	43	0,1802	0,2559	0,8185	76	0,1668	1,0000	0,0608
11	0,3286	0,0469	0,8124	44	0,3603	0,1099	0,5355	77	0,9368	0,0033	0,1582
12	0,6846	0,0151	0,2293	45	0,4324	0,0482	0,5983	78	0,4324	0,0699	0,3875
13	0,2883	0,4661	0,1701	46	0,7927	0,0067	0,2704	79	0,1763	0,7879	0,3075
14	0,3243	0,2735	0,2986	47	0,1774	0,4652	0,5548	80	0,5405	0,0276	0,4343
15	0,1759	0,4156	0,6043	48	0,8648	0,0054	0,1901	81	0,1765	0,7169	0,3569
16	0,3964	0,0628	0,6278	49	0,8287	0,0055	0,2424	82	0,3964	0,0982	0,4006
17	0,4684	0,0378	0,5698	50	0,5765	0,0266	0,2767	83	0,6125	0,0150	0,4550
18	0,3603	0,0835	0,6573	51	0,5044	0,0303	0,5411	84	0,6846	0,0124	0,3554
19	0,8287	0,0045	0,2731	52	0,5405	0,0373	0,2001	85	0,1713	0,9911	0,1095
20	0,2162	0,8137	0,2068	53	0,5044	0,0391	0,3669	86	0,7567	0,0073	0,3156
21	0,1690	0,2667	0,8022	54	0,4684	0,0443	0,4736	87	0,5765	0,0288	0,2076
22	0,7206	0,0126	0,2368	55	0,5765	0,0225	0,4147	88	0,2522	0,5349	0,3181
23	0,9729	0,0028	0,1350	56	0,7206	0,0122	0,2698	89	0,2544	0,6844	0,0281
24	0,7206	0,0074	0,3687	57	0,7927	0,0052	0,3076	90	0,2983	0,4657	0,0349
25	0,7927	0,0059	0,2890	58	0,6419	0,0076	0,4842	91	0,6053	0,0254	0,1517
26	0,6125	0,0228	0,2150	59	0,3734	0,0327	0,7655	92	0,6930	0,0150	0,1909
27	0,5405	0,0306	0,3563	60	0,9729	0,0028	0,1326	93	0,6125	0,0186	0,3950

28	0,9105	0,0032	0,2028	61	0,1758	0,9162	0,2085	94	0,4684	0,0514	0,3774
29	0,4324	0,0988	0,1767	62	0,9368	0,0035	0,1526	95	0,7369	0,0119	0,2103
30	0,9008	0,0035	0,2041	63	0,6486	0,0117	0,4263	96	0,1802	0,6976	0,3700
31	0,9561	0,0033	0,1314	64	0,5044	0,0498	0,1926	97	0,2162	0,2464	0,7855
32	0,6846	0,0139	0,3134	65	0,1653	0,2155	0,9010	98	0,2883	0,2245	0,5809
33	0,1741	0,9622	0,1591	66	0,4684	0,0597	0,2812	99	0,4629	0,0180	0,6718
								100	0,8657	0,0036	0,2497