

Research Article (Special Issue) | Araştırma Makalesi (Özel Sayı)

Belirsiz kriter ağırlıkları altında yeni bir ÇKKV yöntemi: Yapay zekâ sohbet robotlarına (ChatGPT4, Copilot, Gemini) dayalı portföy seçimi üzerine bir uygulama

Furkan Göktaş
Fatih Güçlü

Dr. Öğr. Üyesi, Karabük Üniversitesi, furkangoktas@karabuk.edu.tr, [0000-0001-9291-3912](https://orcid.org/0000-0001-9291-3912)
Doç. Dr., Karabük Üniversitesi, fatihguclu@karabuk.edu.tr, [0000-0002-1007-4594](https://orcid.org/0000-0002-1007-4594)

Corresponding author/Sorumlu yazar: Fatih Güçlü ✉ fatihguclu@karabuk.edu.tr

Öz

Çok kriterli karar verme (ÇKKV) problemlerinin en tartışmalı noktası kriter ağırlıklandırmasıdır. Çünkü farklı kriter ağırlıkları genellikle farklı sonuçların ortaya çıkmasına neden olur. Bu çalışmanın amacı kriter ağırlıklarının belirsiz olduğu durumda ÇKKV problemlerini çözebilmek için yeni bir yöntem geliştirmektir. Bu kapsamda bu çalışmada Belirsiz Kriter Ağırlıklarıyla Olabilirlik Değerlendirme Sistemi (U-PES) önerilmiştir. Uzman bilgisinden (yapay zekâ sohbet robotlarından) ve geçmiş veriden yararlanılarak Borsa İstanbul'da işlem gören sekiz adet hisse senedi ile portföy oluşturmada U-PES kullanılmıştır. Buradaki kriterler; beklenen getiri, standart sapma ve Çevresel-Sosyal-Kurumsal Yönetim (ESG) bileşenleri olarak belirlenmiştir. Yapılan uygulamada uzman bilgisi ya da geçmiş veri ile elde edilen sonuçlar arasında genellikle pozitif ama yüksek düzeyde olmayan ilişki olduğu bulunmuştur.

Anahtar Kelimeler: Çok Kriterli Karar Verme, Portföy Seçimi, Sürdürülebilirlik, Yapay Zekâ, ChatGPT **JEL Kodları:** C61, D81, G11

A novel MCDM method under uncertain criteria weights: An application on portfolio selection based on artificial intelligence chatbots (ChatGPT4, Copilot, Gemini)

Abstract

The most controversial aspect of multi-criteria decision-making (MCDM) problems is criteria weighting. Because different criteria weights generally lead to different results. This study aims to develop a new method for solving MCDM problems with uncertain criteria weights. In this context, we propose the Possibilistic Evaluation System with Uncertain Criteria Weights (U-PES) in this study. We use U-PES to form a portfolio with eight stocks listed in Borsa Istanbul using expert knowledge (artificial intelligence chatbots) and historical data. Here, we determine the criteria as expected return, standard deviation, and Environmental-Social-Governance (ESG) components. In the application, we observe generally positive but not high-level relationships between the results obtained with expert knowledge or historical data.

Keywords: Multi-Criteria Decision Making, Portfolio Selection, Sustainability, Artificial Intelligence, ChatGPT **JEL Codes:** C61, D81, G11

Extended Summary

Multi-criteria decision-making (MCDM) methods are beneficial in various fields, such as portfolio selection. The complexity of investment decisions is higher when criteria weights are uncertain. This study aims to propose a novel MCDM method to work under this type of uncertainty. Thus, this study generalizes the MCDM method, the Possibilistic Evaluation System (PES) for uncertain criteria weights. The originality of this study is due to this. This study also contributes to the literature by expanding the application of possibility theory in financial decision-making and demonstrating the utility of AI-generated expert knowledge in portfolio selection.

PES combines the information derived from three elementary MCDM methods. Here, the maximin method reflects the pessimistic view, whereas the maximax method reflects the optimistic view. Here, the weighted sum method reflects a more rational view. PES uses the triangular fuzzy numbers and possibility theory for this unification. Possibility theory can be described as the simplest

How to cite this article / Bu makaleye atıf vermek için:

Göktaş, F. & Güçlü, F. (2024). Belirsiz kriter ağırlıkları altında yeni bir ÇKKV yöntemi: Yapay zekâ sohbet robotlarına (ChatGPT4, Copilot, Gemini) dayalı portföy seçimi üzerine bir uygulama. *KOCATEPEİİBFD*, 26(Özel Sayı), 68-80. <https://doi.org/10.33707/akuiibfd.1454952>

uncertainty theory.

We call this generalization the Possibilistic Evaluation System with Uncertain Criteria Weights (U-PES). U-PES overcomes the most controversial aspect of traditional MCDM methods: their results highly depend on the criteria weight vector. U-PES uniquely gives the alternatives' priority vector and criteria weight vector by solving a strictly concave maximization problem. The criteria weight vector is determined by the dual variables of this optimization problem, whereas the alternatives' priority vector is equal to the standardized version of its optimal solution. Since U-PES depends on a concave maximization problem, it requires special software for convex optimization, such as CVX.

We use the past data for eight stocks listed in Borsa Istanbul and expert knowledge (artificial intelligence chatbots) together to form portfolios with U-PES or equally weighted PES. Here, the artificial intelligence chatbots are ChatGPT, Copilot, and Gemini. The BIST codes of the stocks are ASELS, EREGL, KCHOL, PETKM, SASA, SISE, THYAO, and TUPRS. The criteria are expected return, standard deviation, and ESG components.

In the application, we observe generally positive but not high-level relationships between the results obtained with expert knowledge or past data. We also observe that U-PES and equally weighted PES give different but similar results. Using the entropy weights, we combine the U-PES results derived with different approaches. The stock weights are 0,1121 for ASELS, 0,0793 for EREGL, 0,3128 for KCHOL, 0,0824 for PETKM, 0,0442 for SASA, 0,2110 for SISE, 0,0598 for THYAO, and 0,0984 for TUPRS. We combine the equally weighted PES results derived with different approaches using the entropy weights. The stock weights are 0,1198 for ASELS, 0,0650 for EREGL, 0,3262 for KCHOL, 0,0779 for PETKM, 0,0297 for SASA, 0,1959 for SISE, 0,0723 for THYAO and 0,1132 for TUPRS.

The two main limitations of using MCDM methods in portfolio selection are that they are inadequate when short positions can be held in the portfolio and that the correlation structure of stocks cannot be taken into account. These two limitations also apply to this study. In addition, the total information obtained from the three elementary MCDM methods to which PES and U-PES are related constitutes a significant limitation for these methods. Future studies could develop different approaches to combine the results obtained differently. Additionally, U-PES can be used for MCDM problems other than portfolio selection.

Giriş

Harry Markowitz (1952) tarafından temelleri atılan modern portföy teorisi, risk-getiri dengesi ilkesine dayalı olarak, yatırımların riskinin çeşitlendirme yoluyla azaltılırken, belirli bir risk düzeyi için beklenen getirinin maksimize edilebileceğini ifade eder. Bu bağlamda yatırımcılar açısından, en uygun risk-getiri dengesini sağlayan portföyün seçimi önem arz etmektedir. Teoriye göre, tek başına yüksek getiri ve yüksek risk içeren bir hisse senedi, negatif korelasyon ilişkisine sahip olduğu hisse senetlerinden oluşturulan bir portföye dahil edildiğinde, portföyün riskini düşürmektedir. Portföyün riski, optimal hisse senedi sayısına ulaşıncaya kadar negatif korelasyonlu hisse senetlerinin dahil edilmesiyle hızlı bir şekilde düşmekte, bu sayının üzerinde eklenen hisse senetlerinin ise portföy riskine etkisi düşük olmaktadır. Negatif ya da düşük pozitif korelasyonlu hisse senetlerinden oluşturulan iyi çeşitlendirilmiş portföylerle, sistematik olmayan risk en aza indirilebilmektedir. Risk ve getiriye ek olarak farklı kriterler de dikkate alınmak istendiğinde portföy seçimi için Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) teknikleri kullanılabilir. ÇKKV teknikleri alternatifler arasından önceden belirlenmiş kriterler çerçevesinde en uygun seçimin yapılmasına olanak vermektedir. Örneğin, Lopez-Garcia vd. (2023) UW-TOPSIS yöntemi ile hisse senetlerini karşılaştırmıştır. Bununla birlikte Saaty vd. (1980) hiyerarşik yapıları kullanarak, karar verme sürecindeki çeşitli faktörleri portföy seçimine entegre eden bir yöntem önermiştir.

Literatürdeki çalışmaların bir kısmında ise bulanık mantıktan yararlanan ÇKKV yöntemleri ile söz konusu probleme çözüm getirilmeye çalışılmıştır. Tiryaki ve Ahlatçioğlu (2009) bulanık analitik hiyerarşi sürecini (AHP), Poşpiech (2019) ise TOPSIS ve bulanık TOPSIS yöntemlerini kullanmıştır. Akbaş ve Dalkılıç (2021) üçgensel ve yamuksal bulanık sayılara dayalı iki aşamalı bir portföy seçim algoritması önermiştir. Narang vd. (2021), bulanık COPRAS yöntemini kullanarak çok kriterli bir portföy seçimi modeli geliştirmiştir. Bisht ve Kumar (2022), kriterlerin ağırlıklandırılmasının bulanık temel kriter (fuzzy Base-Criterion) yöntemi ile alternatiflerin seçiminin ise Dempster-Shafer teorisi ile gerçekleştirildiği hibrit bir yöntem önermiştir. Parkhid ve Mohammadi (2022), portföyde yer alacak hisse senetlerinin seçiminde veri zarflama yönteminin, hisse senedi ağırlıklarının ise bulanık ağırlık hedef programlama yöntemi ile belirlendiği bir yöntem ile portföy seçim problemi için bir çözüm sunmuştur. Yadav vd. (2023), özellikle sürdürülebilirlik performanslarına ilişkin yeterli bilgi bulunmayan yeni şirketlerin sürdürülebilirlik puanların hesaplanmasında ve bu şirketlerden oluşan bir portföy oluşturulmasında kullanılması amacıyla sezgisel bulanık mantığa dayalı bir yöntem önermişlerdir.

Portföy seçiminde ÇKKV yöntemlerinin kullanıldığı yukarıda bahsedilen makalelerde, kriter ağırlıkları farklı yöntemlerle belirlenmektedir. Kriter ağırlıklarını belirlemede kullanılan yöntem nesnel bir yöntem olsa bile hangi yöntemle kriter ağırlıklandırma yapılacağı öznel bir tercihtir. Dolayısıyla ÇKKV yöntemleriyle elde edilen sonuçlar söz konusu durumlarda öznel bir seçimi yansıtır. Buradaki öznellik önemli bir eleştiri konusudur (Bouslah vd., 2023). Bu nedenle TOPSIS yönteminde kriter

ağırlıklarının belirsiz olduğu durum için UW-TOPSIS yöntemi önerilmiştir (Liern ve Pérez-Gladish, 2022). Öte yandan bu yöntemde her bir alternatif için farklı kriter ağırlıklarının olması sorunu vardır (Lopez-Garcia vd., 2023).

Bu çalışmanın amacı, alternatiflerin öncelik vektörünü ve kriterlerin ağırlık vektörünü tek olarak verecek bir ÇKKV yöntemi önermektir. Bu nedenle bu çalışmada Gökteş ve Güçlü'nün (2024) önerdiği PES, belirsiz kriter ağırlıkları için genelleştirilmiştir. Söz konusu yeni yöntem Belirsiz Kriter Ağırlıklarıyla Olabilirlik Değerlendirme Sistemi (U-PES) olarak adlandırılmış ve portföy seçimi problemi için uygulanmıştır. Lopez-Garcia vd. (2023) ve Yadav vd.'ne (2023) benzer olarak buradaki kriterler beklenen getiri, risk (standart sapma) ve ESG bileşenleri (çevresel, sosyal ve yönetim skorları) olarak belirlenmiştir. Yine Yadav vd.'ne (2023) benzer olarak uzman bilgisi portföy seçiminde kullanılmıştır. Çünkü geçmiş veri geleceği yansıtmada yetersiz kalabilmektedir (Tanaka ve Guo, 1999). Bu çalışmanın Yadav vd.'nden (2023) temel farkları, kullanılan yöntemin belirsiz kriter ağırlıkları altında çalışabilmesi ve Pinochet vd. (2023) ile Svoboda ve Lande'yle (2024) benzer şekilde, uzman bilgisinin insanlar yerine yapay zekâ sohbet robotlarıyla (ChatGPT4, Copilot, Gemini) elde edilmesidir. Bu çalışmanın Lopez-Garcia vd.'nden (2023) temel farkları, kriterlerin ağırlık vektörünün tek olarak elde edilmesi ve geçmiş veriye ek olarak uzman bilgisinin kullanılmasıdır.

Çalışmada, geçmiş veriler ve yapay zekâ beklentileri doğrultusunda oluşturulan karar matrislerine dayalı hisse senedi ağırlıkları arasında, pozitif ve yüksek düzeyde olmayan bir ilişki olduğu saptanmıştır. Çalışmanın belirsiz kriter ağırlıkları altında çalışabilen ve tek bir ağırlık vektörü sağlayan bir yöntem önermesi, ayrıca yapay zekâ sohbet robotlarını uzman bilgisi olarak kullanması yönüyle literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Bu çalışmanın devamı şu şekilde organize edilmiştir. Birinci bölümde literatürdeki çalışmalar incelenmiştir. İkinci bölümde, PES yöntemi açıklandıktan sonra U-PES yöntemi ile ilgili teorik bilgiler verilmiştir. Üçüncü bölümde BIST Banka Dışı Likit 10 (X10XB) endeksinin bileşenleri olan sekiz farklı hisse senedi ile portföy oluşturmada PES ve U-PES ayrı ayrı kullanılmıştır. Son değerlendirmelerle çalışma sonuçlandırılmıştır.

1. Literatür Taraması

Yapay zekâ sohbet robotları, günlük hayatın her alanında kullanılmakta hem akademik çevreler hem de bireyler söz konusu robotlardan çok geniş amaçlarla yararlanmaktadır. Bu bağlamda ChatGPT, Copilot, Gemini ve benzerlerinin finansal kararlarda ve portföy seçiminde kullanımına ilişkin son yıllarda literatürdeki çalışmaların sayısı artmaktadır.

He vd. (2021), spesifik olarak portföy optimizasyonunda yararlanılması amacıyla bir yapay zekâ sohbet arayüzü önermiştir. Sohbet robotu, IBM Watson Asistanı, SS&C Algoritmik Portföy Optimizasyon Servisi ve Slack gibi servisleri kullanarak tasarlanmıştır. Bu çalışmada da kullanılan ChatGPT'nin yatırım kararlarında özellikle sınırlı finansal tecrübe ve bilgiye sahip kullanıcılar tarafından etkin bir şekilde kullanılamayacağı, ancak özellikleri uzmanlara ciddi yararlar sağlayacağı şeklinde bir görüş bulunmaktadır. Zira ChatGPT'nin doğrudan yatırım tavsiyesinde bulunmadığı, bununla birlikte kullanıcıların daha spesifik komutlar vermesi ve sohbet robotunu daha fazla veriyle eğitmesi halinde daha doğru önerilerde bulunduğu bilinmektedir (Ahangar ve Fietko, 2023). Bu görüşü destekler bir kanıt, Kim (2023) tarafından sağlanmıştır. Çalışmada ChatGPT'ye farklı ekonomik ve finansal koşullara ilişkin senaryolar sunulmuş, bu senaryolar ışığında portföy içerisine dahil edilebilecek varlıkları önermesi istenmiştir. Bu şekilde bir eğitimin ardından, ChatGPT'nin etkin bir portföy oluşturulmasına katkı sağladığı sonucuna ulaşılmıştır. Yine ChatGPT'nin tek başına bir yatırım danışmanı olarak kullanılmasından ziyade, eğitilerek ve geleneksel portföy değerlendirme yöntemlerine yardımcı olacak şekilde kullanıcıların yatırım kararlarına ciddi faydalar sağlayacağını belirten çalışmalar mevcuttur (Romanko vd., 2023; Sanjib Biswas vd., 2023).

Ahangar ve Fietko'nun (2023) aksine Ko ve Lee (2023), ChatGPT'nin yatırım konusunda bilgisi zayıf olan kullanıcılara önemli faydalar sağlayabileceğini iddia etmiştir. Yazarlar ChatGPT kullanılarak, rastgele seçilen portföylere göre daha başarılı portföyler oluşturulabileceği sonucuna ulaşmışlardır. Altan ve Kılıç (2023), eski adı Bing AI olan Copilot ile oluşturdukları portföyün risk-getirisini hesaplayarak başarısını ölçmüş, Ko ve Lee'yi (2023) destekler nitelikte, kısıtlı düzeyde finansal bilgiye sahip yatırımcılara fayda sağlayabileceği sonucuna ulaşmıştır. Diğer bir kısım çalışmada ise ChatGPT'ye belirli varlıklara ilişkin haberler bilgi olarak verilerek, bu haberler doğrultusunda tavsiyelerde bulunması istenmiştir. Bu bilgiler ışığında ChatGPT'nin genel olarak doğru tavsiyelerde bulunduğu saptanmıştır (Lopez-Lira ve Tang, 2023; Lu vd., 2023; Pelster ve Val, 2024).

ChatGPT'nin yatırım tavsiyelerini 17 robo-danışmanın tavsiyeleriyle karşılaştıran Oehler ve Horn (2024), ChatGPT'nin robo-danışmanlardan daha tutarlı tavsiyelerde bulunduğunu sonucuna ulaşmışlardır. Ullah vd. (2024) ise yatırımcıların karar alırken ChatGPT kullanımlarını araştırdıkları çalışmalarında, ChatGPT kullanımının portföy optimizasyonu, piyasa eğilimlerinin tahmini gibi konularda yatırımcılara fayda sağladığını ve finansal okur-yazarlığı artırdığını tespit etmişlerdir. Chen vd. (2023), ChatGPT'den elde edilen bilgilerle oluşturdukları grafik sinir ağlarını kullanarak hisse senedi fiyat hareketlerini tahmin etmeye çalışmış ve bu yöntemin derin öğrenme yöntemine göre daha iyi sonuç verdiği sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca kullandıkları model ile düşük riskli ve yüksek getirili portföyler elde etmişlerdir. Aldridge (2023) ise hisse senedi getirilerini açıklayan ve doğrusal regresyona dayanan Sermaye

Varlıkları Fiyatlama Modeli'ne (SVFM) alternatif olarak yapay zekâya dayalı makine öğrenme modeliyle hisse senedi getirilerini incelemiş ve sonuçların SVFM ile tutarlı olduğunu ifade etmiştir.

2. Yöntem

2.1. PES

Olabilirlik teorisi; olasılık teorisi ve bulanık küme teorisi ile ilişkili olan bir belirsizlik teorisidir (Dubois, 2006, Souliotis vd., 2022). Üçgensel bulanık sayıları ve olabilirlik teorisini kullanan PES ile üç temel ÇKKV yönteminden (maksimin, maksimaks ve ağırlıklı toplam yöntemlerinden) elde edilen bilgiler sentezlenir. PES'in adımları aşağıdaki gibidir (Göktaş ve Güçlü, 2024).

Adım 1: Karar matrisi $A=(a_{ij})$ Eşitlik 1'deki gibi oluşturulur. a_{ij} , i. alternatifin j. kriter için değeridir. Burada n adet alternatif ve m adet kriter vardır.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Adım 2: Karar matrisi, Eşitlik 2 ile normalize edilir ve normalize edilmiş karar matrisi $B=(b_{ij})$ oluşturulur. Burada fayda (maliyet) yönlü kriter için α_j , A matrisinin j. sütununun en düşük (yüksek) değeri iken β_j en yüksek (düşük) değeridir. B matrisinin elemanları $[0,1]$ kapalı aralığında değer alır (Vafaei vd., 2016).

$$b_{ij} = \frac{|a_{ij} - \alpha_j|}{|\beta_j - \alpha_j|}, \text{ her } i, j \text{ için} \quad (2)$$

Adım 3: Kriterlerin ağırlık vektörü $\lambda=(\lambda_j)$ herhangi bir yöntemle belirlenir. Kriter ağırlıkları nonnegatiftir ve toplamları 1'i verir.

Maksimin yöntemi i. alternatif için Eşitlik 3'teki güvenlik düzeyini kullanır (Vaidogas vd., 2007).

$$B_{i,1} := \min_j b_{ij} \quad (3)$$

Ağırlıklı toplam yöntemi i. alternatif için Eşitlik 4'teki ağırlıklı toplam değerini kullanır (Vaidogas vd., 2007).

$$B_{i,2} := \sum_{j=1}^m \lambda_j b_{ij} \quad (4)$$

Maksimaks yöntemi i. alternatif için Eşitlik 5'teki iyimserlik düzeyini kullanır (Vaidogas vd., 2007).

$$B_{i,3} := \max_j b_{ij} \quad (5)$$

Adım 4: i. alternatifin bulanık faydası olarak $(B_{i,1}, B_{i,2}, B_{i,3})$ üçgensel bulanık sayısı ile verilen olabilirlik dağılımı oluşturulur. $B_{i,1}$ fayda için alt sınırdır, $B_{i,2}$ fayda için olabilirliği en yüksek olan değerdir ve $B_{i,3}$ fayda için üst sınırdır.

Alternatiflerin ağırlık vektörü $w=(w_i)$ olsun ve portföy olarak adlandırılınsın. PES, Eşitlik 6'daki ifade ile optimal kaynak dağıtım planını (w^*) bulur. Burada pay ifadesi portföyün (w) olabilirlik ortalaması iken payda ifadesi portföyün olabilirlik standart sapmasıdır. Başka bir deyişle w^* vektörü, olabilirlik performansını (birim olabilirlik standart sapması başına olabilirlik ortalamasını) maksimum yapar (Göktaş ve Duran, 2019; Göktaş ve Güçlü, 2024).

$$\text{maks} \frac{\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{B_{i,1} + 2B_{i,2} + B_{i,3}}{4} \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2}} \quad (6)$$

$$k. a. \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

Modern Portföy Teorisindeki Tobin'in ayırım teoreminden bilindiği üzere Eşitlik 6'nın tek optimal çözümü Eşitlik 7'deki kesin konkav kuadratik maksimizasyon probleminin tek optimal çözümü standardize edilerek bulunabilir (Okhrin ve Schmid, 2006). Standardizasyon, herhangi bir vektörün elemanları toplamına bölünmesidir.

$$\text{maks}_w \sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{B_{i,1} + 2B_{i,2} + B_{i,3}}{4} \right) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_i^2 \left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2 \quad (7)$$

Eşitlik 7'nin çözümünü bulmak amacıyla her bir w_i için amaç fonksiyonunun kısmi türevi alınır ve bu türev değeri 0'a eşitlenir. Buna göre Eşitlik 7'nin optimal çözümü i. alternatif için Eşitlik 8'deki gibi bulunur.

$$w_i = \frac{\left(\frac{B_{i,1} + 2B_{i,2} + B_{i,3}}{4} \right)}{\left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2}, \text{ her } i \text{ için} \quad (8)$$

Eşitlik 8 ile elde edilen w vektörü standardize edildiğinde Eşitlik 6'nın i. alternatif için çözümü Eşitlik 9'daki gibi bulunur. B matrisinin elemanları nonnegatif olduğundan bu çözüm nonnegatiftir.

$$w_i^* = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{B_{i,1} + 2B_{i,2} + B_{i,3}}{(1 - B_{i,1})^2}} \left(\frac{B_{i,1} + 2B_{i,2} + B_{i,3}}{(1 - B_{i,1})^2} \right), \text{ her } i \text{ için} \quad (9)$$

Adım 5: Eşitlik 9 kullanılarak, alternatiflerin öncelik vektörü $w^*=(w_i^*)$ olarak belirlenir.

Adım 6: Alternatiflerin öncelik değerleri kullanılarak, alternatifler sıralanır veya alternatiflere kaynak dağıtımı yapılır.

2.2. U-PES

Bu bölümde PES'in belirsiz kriter ağırlıkları için genel hali olan U-PES tanımlanmıştır. Buradaki ana motivasyon, kriter ağırlıkları bilinmediğinde veya kriter ağırlıklandırmanın elde edilecek sonucu etkilemesi istenmediğinde kullanılacak objektif bir yöntem önermektir. i. alternatifin ağırlıklı toplam değeri ($B_{i,2}$) için m adet senaryo oluşturulsun. j. senaryoda j. kriterin ağırlığı 1 olsun ve diğer kriterlerin ağırlıkları 0 olsun. i. alternatif için güvenlik düzeyi ($B_{i,1}$) Eşitlik 3 ile, iyimserlik düzeyi ($B_{i,3}$) Eşitlik 5 ile belirlensin. Buna göre i. alternatifin j. senaryodaki bulanık faydası ($B_{i,1}$, b_{ij} , $B_{i,3}$) üçgensel bulanık sayısıdır. Eşitlik 7'nin m adet senaryo için genel hali Eşitlik 10'daki gibidir. Eşitlik 10 en kötü durum odaklıdır yani herhangi bir portföy (w) için en kötü durum senaryosunu dikkate alır.

$$\max_w \min_j \sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{B_{i,1} + 2b_{ij} + B_{i,3}}{4} \right) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_i^2 \left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2 \quad (10)$$

Minimum fonksiyonunun tanımı nedeniyle Eşitlik 10 ile Eşitlik 11 özdeştir. Eşitlik 11 kesin konkav maksimizasyon problemidir. Burada y değişkeni en kötü durum senaryosu ile ilişkilidir. U-PES ile belirlenen alternatiflerin öncelik vektörü (w^*), Eşitlik 11'in optimal çözümünün standardize edilmiş halidir.

$$\max_y y - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_i^2 \left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2 \quad (11)$$

$$k.a. y \leq \sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{B_{i,1} + 2b_{ij} + B_{i,3}}{4} \right), \text{ her } j \text{ için}$$

Karush-Kuhn-Tucker (KKT) koşulları kullanılarak Eşitlik 11'in i. alternatif için çözümü Eşitlik 12'deki gibi elde edilir (Lutgens ve Schotman, 2010; Gökteş ve Gökerik, 2024). Burada λ_j değeri Eşitlik 11'in j. kısıdı ile ilişkili olan dual optimalidir. Dual optimumlar nonnegatiftir ve bunların toplamı 1'i verir (Lutgens ve Schotman, 2010). B matrisinin elemanları ve λ_j değerleri nonnegatif olduğundan bu çözüm de nonnegatiftir. KKT koşullarından bilindiği üzere Eşitlik 11'in j. kısıdı aktif kısıt değilse λ_j değeri 0'dır.

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j \left(\frac{B_{i,1} + 2b_{ij} + B_{i,3}}{4} \right)}{\left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2}, \text{ her } i \text{ için} \quad (12)$$

Eşitlik 12, Eşitlik 13'teki gibi yeniden yazılabilir. Ağırlıklı toplam değerinin ($B_{i,2}$) tanımı Eşitlik 4'te verilmiştir. Buna göre kriter ağırlıkları bilindiğinde, Eşitlik 10'da verilen farklı senaryolara karşı gelen kuadratik fonksiyonların ağırlıklı ortalaması Eşitlik 7 ile özdeşdir. Başka bir deyişle kriter ağırlıkları bilindiğinde U-PES, PES ile özdeş sonuç vermektedir. Kriter ağırlıkları bilinmediğinde ise Eşitlik 8 ile aynı formda olan Eşitlik 13'teki sonucu vermektedir. Bu nedenlerden ötürü U-PES, belirsiz kriter ağırlıkları için PES'in genel halidir ve objektif bir şekilde belirlenen kriter ağırlıkları Eşitlik 11'in dual optimalleridir. Bununla birlikte U-PES olası tüm kriter ağırlıklarını dikkate alır ama nispeten zayıf olunan kriterlere odaklanır.

$$w_i = \frac{B_{i,1} + 2 \sum_{j=1}^m \lambda_j b_{ij} + B_{i,3}}{\left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2}, \text{ her } i \text{ için} \quad (13)$$

U-PES, alternatiflerin öncelik vektörü (w^*) ile birlikte kriterlerin ağırlık vektörünü (λ) de tek olarak belirler. U-PES'in ilk iki adımı PES'in ilk iki adımı ile aynıdır. PES'in üçüncü adımı, U-PES'te bulunmamaktadır. Buna göre U-PES'in diğer adımları aşağıdaki gibidir.

Adım 3: i. alternatif için güvenlik düzeyi ($B_{i,1}$) Eşitlik 3 ile, iyimserlik düzeyi ($B_{i,3}$) Eşitlik 5 ile belirlenir.

Adım 4: Olabilirlik varyansı vektörü (v) Eşitlik 14'teki gibi oluşturulur.

$$v = \begin{pmatrix} \left(\frac{1 - B_{i,1}}{6} \right)^2 \\ \vdots \\ \left(\frac{1 - B_{n,1}}{6} \right)^2 \end{pmatrix} \quad (14)$$

Adım 5: Senaryo bazlı olabilirlik ortalaması matrisi (M) Eşitlik 15'teki gibi oluşturulur.

$$M = \begin{pmatrix} \left(\frac{B_{1,1} + 2b_{11} + B_{1,3}}{4} \right) & \dots & \left(\frac{B_{1,1} + 2b_{1m} + B_{1,3}}{4} \right) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{B_{n,1} + 2b_{n1} + B_{n,3}}{4} \right) & \dots & \left(\frac{B_{n,1} + 2b_{nm} + B_{n,3}}{4} \right) \end{pmatrix} \quad (15)$$

Eşitlik 11, konveks optimizasyon problemi olduğundan bir MATLAB yazılımı olan CVX ile çözülebilir (Grant ve Boyd, 2008). Eşitlik 11 için CVX kodu Eşitlik 16'daki gibidir.

```
cvx _ solver mosek
cvx _ begin
variables w(n) y;
dual variable lambda;
maximize (y - 0.5 * transpose(w) * diag(v) * w);
subject to
lambda : y * ones(m,1) - transpose(M) * w <= zeros(m,1);
cvx _ end
```

Adım 6: Eşitlik 11'in tek optimal çözümü Eşitlik 16'daki CVX koduyla ya da benzer bir yazılımla bulunduktan sonra standardize edilir. Standardize edilmiş çözüm (w^*) alternatiflerin öncelik vektörü olarak atanır. Kriterlerin objektif bir şekilde belirlenen ağırlık vektörü $\lambda=(\lambda_j)$ vektörüdür.

Adım 7: Alternatiflerin öncelik değerleri kullanılarak, alternatifler sıralanır veya kaynak dağıtımı yapılır.

3. Bulgular ve Tartışma

Bu çalışma kapsamına alınan hisse senetleri, Tablo 1’de görülmektedir. Söz konusu hisse senetlerinin 2023 yılındaki aylık basit getirileri kullanılarak beklenen getiri ve risk (standart sapma) hesaplanmıştır. Ayrıca bunların 2022 yılına ait çevresel, sosyal ve kurumsal yönetim skorları Thomson Reuters Eikon veri tabanından alınmıştır. Bunlar gibi X10XB endeksinin bileşenleri olan Koza Altın İşletmeleri A.Ş. (KOZAL) ve Astor Enerji A.Ş. (ASTOR) hisse senetlerinin 2022 yılına ait ESG skorları söz konusu veri tabanında bulunmadığından, bu iki hisse senedi çalışmaya dahil edilmemiştir. Söz konusu endeks, banka dışı dev şirketlerin hisse senetlerini içerdiğinden tercih edilmiştir. Bu hisse senetlerinin halka açık kısımlarının piyasa değerleri ve bunlardaki işlem hacmi oldukça yüksektir. ESG skorları yıllık finansal raporlar da baz alınarak belirlendiğinden ve 31.12.2023 tarihi itibarıyla 2023 yılına ait raporlar açıklanmamış olduğundan çalışmada tarihsel veri kullanıldığında 2022 yılına ait ESG skorları baz alınmıştır. Geçmiş veri ile yapılan analizin geleceği tam olarak yansıtmayabileceği varsayımı altında ChatGPT4, Copilot ve Gemini adlı yapay zekâ sohbet robotlarının 2024 yılına ait beklentileri, her bir kriter bazında alternatiflerin (hisse senetlerinin) sıralaması ayrı ayrı yaptırılarak alınmıştır.

Tablo 1. Çalışma Kapsamında Portföye Dahil Edilen Şirketler ve BIST Kodları

BIST Kodu	Şirket İsimleri
ASELS	ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.
KCHOL	KOÇ HOLDİNG A.Ş.
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.
SISE	TÜRKİYE ŞİŞE VE CAM FABRİKALARI A.Ş.
THYAO	TÜRK HAVA YOLLARI A.O.
TUPRS	TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

3.1. Geçmiş Veri

Geçmiş veri kullanılarak U-PES aşağıdaki adımlarla uygulanmıştır.

Adım 1: Karar matrisi (A) Tablo 2’deki gibi oluşturulmuştur. Burada 1 değeri ilgili kriter için en iyi verinin (beklentinin) olduğu hisse senedine karşı gelir iken, 8 değeri ilgili kriter için en kötü verinin (beklentinin) olduğu hisse senedine karşı gelir. Bu bilgi Tablo 8, Tablo 9 ve Tablo 10 için de geçerlidir.

Tablo 2. Geçmiş Veri Doğrultusunda Oluşturulan Karar Matrisi

	Ortalama Getiri	Standart Sapma	Çevresel Skor	Sosyal Skor	Yönetişim Skoru
ASELS	4	5	1	6	5
EREGL	6	1	7	8	3
KCHOL	2	4	2	1	1
PETKM	7	3	5	3	8
SASA	8	6	8	7	7
SISE	5	2	3	5	2
THYAO	3	7	4	4	4
TUPRS	1	8	6	2	6

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Adım 2: Eşitlik 2 ile oluşturulan normalize edilmiş karar matrisi (B) Tablo 3’teki gibidir. Normalize değer 1 ise ilgili kriter bazında ilgili alternatif en iyi değere sahip iken 0 ise ilgili kriter bazında ilgili alternatif en kötü değere sahiptir.

Tablo 3. Normalize Edilmiş Karar Matrisi

	Ortalama Getiri	Standart Sapma	Çevresel Skor	Sosyal Skor	Yönetişim Skoru
ASELS	0,5714	0,4286	1,0000	0,2857	0,4286
EREGL	0,2857	1,0000	0,1429	0,0000	0,7143
KCHOL	0,8571	0,5714	0,8571	1,0000	1,0000
PETKM	0,1429	0,7143	0,4286	0,7143	0,0000
SASA	0,0000	0,2857	0,0000	0,1429	0,1429
SISE	0,4286	0,8571	0,7143	0,4286	0,8571
THYAO	0,7143	0,1429	0,5714	0,5714	0,5714
TUPRS	1,0000	0,0000	0,2857	0,8571	0,2857

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Adım 3: Eşitlik 3 ile bulunan alternatiflerin güvenlik düzeyleri ($B_{i,1}$) ve Eşitlik 5 ile bulunan alternatiflerin iyimserlik düzeyleri ($B_{i,3}$) Tablo 4'teki gibidir. Güvenlik ve iyimserlik düzeyleri arttıkça ilgili alternatifin U-PES ile bulunan öncelik değerinin de artması beklenir.

Tablo 4. Alternatiflerin Güvenlik ve İyimserlik Düzeyleri

	$B_{i,1}$	$B_{i,3}$
ASELS	0,2857	1,0000
EREGL	0,0000	1,0000
KCHOL	0,5714	1,0000
PETKM	0,0000	0,7143
SASA	0,0000	0,2857
SISE	0,4286	0,8571
THYAO	0,1429	0,7143
TUPRS	0,0000	1,0000

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Adım 4: Eşitlik 14 ile oluşturulan olabilirlik varyansı vektörü (v) Tablo 5'teki gibidir. Olabilirlik varyansı azaldıkça ilgili alternatifin U-PES ile bulunan öncelik değerinin de artması beklenir.

Tablo 5. Olabilirlik Varyansı Vektörü

	v
ASELS	0,0142
EREGL	0,0278
KCHOL	0,0051
PETKM	0,0278
SASA	0,0278
SISE	0,0091
THYAO	0,0204
TUPRS	0,0278

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Adım 5: Eşitlik 15 ile oluşturulan senaryo bazlı olabilirlik ortalaması matrisi (M) Tablo 6'daki gibidir. Örneğin, Senaryo 1'de birinci kriterin (beklenen getirinin) ağırlığı 1 iken diğer kriterlerin ağırlıkları 0'dır. Başka bir deyişle Senaryo 1'de her i için $B_{i,2}=b_{i1}$ olarak alınmıştır.

Tablo 6. Senaryo Bazlı Olabilirlik Ortalaması Matrisi

	Senaryo 1	Senaryo 2	Senaryo 3	Senaryo 4	Senaryo 5
ASELS	0,6071	0,5357	0,8214	0,4643	0,5357
EREGL	0,3929	0,7500	0,3214	0,2500	0,6071
KCHOL	0,8214	0,6786	0,8214	0,8929	0,8929
PETKM	0,2500	0,5357	0,3929	0,5357	0,1786
SASA	0,0714	0,2143	0,0714	0,1429	0,1429
SISE	0,5357	0,7500	0,6786	0,5357	0,7500
THYAO	0,5714	0,2857	0,5000	0,5000	0,5000
TUPRS	0,7500	0,2500	0,3929	0,6786	0,3929

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Adım 6: Eşitlik 11'in çözümü Eşitlik 16'daki CVX kodu kullanılarak bulunmuş ve sonrasında standardize edilmiştir. Buna göre alternatiflerin öncelik değerleri sırasıyla 0,1157, 0,0765, 0,4108, 0,0543, 0,0213, 0,2402, 0,0473 ve 0,0338 şeklindedir. Kriterlerin objektif bir şekilde belirlenen ağırlıkları beklenen getiri için 0,1230 ve standart sapma için 0,8770 olarak bulunmuştur. Diğer kriterlerin ağırlıkları 0'dır. Buna göre U-PES ile oluşturulan portföy (w^*), ESG bileşenlerine oranla standart sapma ve beklenen getiri kriterlerinde nispeten daha zayıftır.

Adım 7: Portföyün U-PES ile belirlenen ağırlıkları ASELS için %11,57, EREGL için %7,65, KCHOL için %41,08, PETKM için %5,43, SASA için %2,13, SISE için %24,02, THYAO için %4,73 ve TUPRS için %3,38 şeklindedir.

Entropi yöntemi kriterlerin ağırlıklarını objektif bir şekilde belirler. Bu yöntemde göre bir kriter bazında alternatiflerin farklılaşma seviyesi arttıkça ilgili kriterin ağırlığı artar (Karami ve Johansson, 2014). Bu çalışmada alternatiflerin kriterler bazındaki sıralamaları kullanıldığından farklılaşma seviyeleri aynıdır. Buna göre PES yönteminde kriter ağırlıkları Entropi yöntemiyle belirleniyorsa kriterlerin ağırlıkları eşittir. U-PES ve eşit ağırlıklı PES ile oluşturulan portföyler Tablo 7'de verilmiştir. Görüldüğü üzere U-PES ve PES, sıralaması daha yüksek olan alternatifte daha yüksek oranda kaynak dağıtımını yapar.

Tablo 7. U-PES ve Eşit Ağırlıklı PES Sonuçlarının Karşılaştırılması

	U-PES		PES	
	Öncelik	Sıra	Öncelik	Sıra
AELS	0,1157	3	0,1194	3
EREGL	0,0765	4	0,0477	6
KCHOL	0,4108	1	0,4596	1
PETKM	0,0543	5	0,0389	7
SASA	0,0213	8	0,0132	8
SISE	0,2402	2	0,2046	2
THYAO	0,0473	6	0,0659	4
TUPRS	0,0338	7	0,0506	5

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Spearman'ın sıra korelasyonu, sıralamalar için bulunan lineer korelasyon katsayısı olarak tanımlanabilir (Li vd., 2022). Tablo 7'de verilen sonuçların Spearman'ın sıra korelasyonu 0,81 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca Copilot beklentileri kullanıldığında 0,83, Gemini beklentileri kullanıldığında 0,86 ve ChatGPT beklentileri kullanıldığında 0,90 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler 0,71-0,9 arasında olduğundan yüksek düzeyde pozitif ilişkiye karşı gelmektedir (Hair vd., 2007). Başka bir deyişle U-PES ve eşit ağırlıklı PES benzer sonuçlar vermiştir.

3.2. Yapay Zekâ Sohbet Robotları

ChatGPT4 beklentileri doğrultusunda oluşturulan karar matrisi Tablo 8'deki gibidir. U-PES ile objektif bir şekilde belirlenen kriter ağırlıkları; beklenen getiri için 0, standart sapma için 0,6683, çevresel skor için 0,1873, sosyal skor için 0,1444 ve yönetim skoru için 0'dır.

Tablo 8. ChatGPT4 Beklentileri Doğrultusunda Oluşturulan Karar Matrisi

	Ortalama Getiri	Standart Sapma	Çevresel Skor	Sosyal Skor	Yönetişim Skoru
AELS	1	3	7	2	2
EREGL	4	5	3	7	6
KCHOL	6	1	8	1	1
PETKM	3	7	1	4	4
SASA	7	4	5	8	7
SISE	8	2	4	6	5
THYAO	5	8	6	3	8
TUPRS	2	6	2	5	3

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Copilot beklentileri doğrultusunda oluşturulan karar matrisi Tablo 9'daki gibidir. U-PES ile objektif bir şekilde belirlenen kriter ağırlıkları; beklenen getiri için 0,4539, standart sapma için 0,5461 ve diğer kriterler için 0'dır.

Tablo 9. Copilot Beklentileri Doğrultusunda Oluşturulan Karar Matrisi

	Ortalama Getiri	Standart Sapma	Çevresel Skor	Sosyal Skor	Yönetişim Skoru
AELS	8	1	6	6	6
EREGL	7	2	1	8	4
KCHOL	4	5	7	2	1
PETKM	3	6	5	4	7
SASA	6	3	8	7	8
SISE	2	7	2	5	3
THYAO	1	8	4	1	2
TUPRS	5	4	3	3	5

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Gemini beklentileri doğrultusunda oluşturulan karar matrisi Tablo 10'daki gibidir. U-PES ile objektif bir şekilde belirlenen kriter ağırlıkları; beklenen getiri için 0,6798, standart sapma için 0,3202 ve diğer kriterler için 0'dır.

Tablo 10. Gemini Beklentileri Doğrultusunda Oluşturulan Karar Matrisi

	Ortalama Getiri	Standart Sapma	Çevresel Skor	Sosyal Skor	Yönetişim Skoru
AELS	7	2	1	1	1
EREGL	8	1	5	5	5
KCHOL	4	5	3	3	3
PETKM	6	3	6	6	6
SASA	2	7	8	8	8
SISE	5	4	2	2	2
THYAO	1	8	4	4	4
TUPRS	3	6	7	7	7

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

U-PES ile elde edilen portföyler Tablo 11'de birlikte verilmiştir. Buradaki son sütun, diğer sütunlardaki sonuçların ağırlıklı ortalamasıdır. Entropi yöntemi ile elde edilen ağırlıklar; geçmiş veri için 0,5824, Copilot için 0,1510, Gemini için 0,1805 ve ChatGPT4 için 0,0861 şeklindedir. Örneğin, ASELS hisse senedi için $0,1157*0,5824+0,0933*0,1510+0,0898*0,1805 +0,1675*0,0861$ işlemiyle 0,1121 değeri bulunmuştur.

Tablo 11. U-PES ile Elde Edilen Portföyler

	Geçmiş Veri	Copilot	Gemini	ChatGPT4	Entropi Ağırlıklı
ASELS	0,1157	0,0933	0,0898	0,1675	0,1121
EREGL	0,0765	0,0921	0,0574	0,1214	0,0793
KCHOL	0,4108	0,1292	0,2350	0,1347	0,3128
PETKM	0,0543	0,1103	0,1265	0,1308	0,0824
SASA	0,0213	0,0782	0,0739	0,0767	0,0442
SISE	0,2402	0,1174	0,2393	0,1180	0,2110
THYAO	0,0473	0,0851	0,0825	0,0527	0,0598
TUPRS	0,0338	0,2944	0,0957	0,1981	0,0984

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 11'in ilk dört sütununda verilen sonuçlar için Spearman'ın sıra korelasyon matrisi hesaplanmıştır. Bu matrisin elemanları pozitifdir. Copilot ve Gemini sonuçları ile Copilot ve ChatGPT sonuçlarının Spearman'ın sıra korelasyonlarının 0,71-0.9 arasında olduğu, diğer sıra korelasyonlarının 0,7'den düşük olduğu görülmüştür. Buna göre sadece bu ikililerin sonuçları arasında yüksek düzeyde pozitif ilişki vardır. Diğer ilişkiler pozitif yönlüdür ama daha zayıftır (Hair vd., 2007). Buna göre uzman bilgisi ya da geçmiş veri ile elde edilen sonuçlar arasında genellikle pozitif ama yüksek düzeyde olmayan ilişki vardır. Başka bir deyişle uzman bilgisi ya da geçmiş veri ile elde edilen sonuçlar arasında benzerlik olsa da bu benzerlik yüksek değildir.

Eşit ağırlıklı PES ile elde edilen portföyler Tablo 12'de birlikte verilmiştir. Buradaki son sütun, diğer sütunlardaki sonuçların ağırlıklı ortalamasıdır. Entropi yöntemi ile elde edilen ağırlıklar; geçmiş veri için 0,5202, Copilot için 0,1539, Gemini için 0,2164 ve ChatGPT4 için 0,1095 şeklindedir.

Tablo 12. Eşit Ağırlıklı PES ile Elde Edilen Portföyler

	Geçmiş Veri	Copilot	Gemini	ChatGPT4	Entropi Ağırlıklı
ASELS	0,1194	0,0763	0,1244	0,1739	0,1198
EREGL	0,0477	0,0889	0,0638	0,1159	0,0650
KCHOL	0,4596	0,1397	0,2449	0,1150	0,3262
PETKM	0,0389	0,1022	0,1138	0,1584	0,0779
SASA	0,0132	0,0513	0,0419	0,0539	0,0297
SISE	0,2046	0,1312	0,2770	0,0852	0,1959
THYAO	0,0659	0,1039	0,0695	0,0639	0,0723
TUPRS	0,0506	0,3066	0,0648	0,2337	0,1132

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 12'nin ilk dört sütununda verilen sonuçlar için Spearman'ın sıra korelasyon matrisi hesaplanmıştır. Bu matrisin elemanları pozitifdir. Sadece geçmiş veri ve Gemini sonuçlarının Spearman'ın sıra korelasyonunun 0,71-0.9 arasında olduğu, diğer sıra korelasyonlarının 0,7'den düşük olduğu görülmüştür. Buna göre sadece bu ikilinin sonuçları arasında yüksek düzeyde pozitif ilişki vardır. Diğer ilişkiler pozitif yönlüdür ama daha zayıftır (Hair vd., 2007). Eşit ağırlıklı PES sonuçlarına göre sadece Gemini ya da geçmiş veri ile elde edilen sonuçlar yüksek oranda birbirlerine benzemektedir.

Sonuç

Portföy seçimi, yatırımcılar için karmaşık ve belirli düzeyde finansal bilgi gerektiren bir süreçtir. Bu süreçte, modern portföy teorisine dayalı olarak, riskin minimize edilerek beklenen getirinin maksimize edilmesi hedeflenir. ÇKVV tekniklerinin portföy seçiminde kullanımı, yatırımcıların risk-getiri dengesini optimize etmelerine ve farklı kriterleri de kararlarına dahil etmelerine yardımcı olmaktadır. Ancak ÇKVV tekniklerinde kriter ağırlıklarının belirlenmesi aşaması, sonuçları subjektif bir niteliğe büründürebilmektedir. Objektif yöntemler olarak adlandırılan kriter ağırlıklandırma yöntemleri kullanılsa dahi, kullanılan her bir ağırlıklandırma yöntemi, sonuçları etkilemektedir. Bu çalışmada belirsiz kriter ağırlıkları için PES'in genel hali olan ve U-PES olarak adlandırılan yeni bir ÇKKV yöntemi önerilmiştir. Başka bir deyişle kriter ağırlıkları bilindiğinde PES ile U-PES özdeş sonuç verirken, kriter ağırlıkları bilinmediğinde U-PES kriterlerin ağırlıklarını içsel olarak belirler. Önerilen yöntem ile yapılan uygulamada yapay zekâ destekli uzman görüşleri sürece dahil edilerek, portföy seçiminde yeni bir bakış açısı sunulmuştur.

U-PES alternatiflerin öncelik vektörünü ve kriterlerin ağırlık vektörünü tek olarak belirler. Kriter ağırlıklandırma sorunsalını aştığından U-PES, PES'e oranla teorik olarak üstündür. Öte yandan PES, MS Excel kullanılarak kolayca uygulanabilirken U-PES'in uygulanması için özel yazılımlara ihtiyaç vardır. Ayrıca PES'in ilişkili olduğu üç temel ÇKKV yönteminden sadece ağırlıklı toplam yönteminin sonucu kriter ağırlıklarından etkilenir. Bu nedenle PES; TOPSIS gibi ÇKKV yöntemlerine oranla kriter ağırlıklandırmaya karşı daha az hassastır. Bu nedenle özel yazılımlara erişim imkanı yokken PES tercih edilebilir. Çalışmada U-PES, diğer ÇKKV

yöntemleriyle karşılaştırılmamıştır. Çünkü diğer ÇKKV yöntemlerine karşı U-PES'in üstün olduğu ile ilgili herhangi bir hipotez bulunmamaktadır.

Çalışmada, eşit ağırlıklı PES ve U-PES yapay zekâ sohbet robotlarına dayalı portföy seçiminde kullanılmıştır. Yapılan uygulamada uzman bilgisi ya da geçmiş veri ile elde edilen sonuçlar arasında genellikle pozitif ama yüksek düzeyde olmayan ilişki olduğu görülmüştür. Bu sonuç, Aldridge'in (2023) yapay zekâyâ dayalı model ile geçmiş veriye dayalı SVFM'yi karşılaştırdığı ve iki modelin de benzer sonuçlar verdiği bulgusuna ulaştığı çalışmasıyla paralellik göstermektedir. Genel olarak ÇKKV yöntemlerinin portföy seçiminde kullanılmasının iki temel sınırlılığı, portföyde kısa pozisyon bulundurulabiliyorken yetersiz kalmaları ve hisse senetlerinin korelasyon yapısının dikkate alınamamasıdır. Söz konusu iki sınırlılık bu çalışma için de geçerlidir. Ayrıca PES ve U-PES'in ilişkili olduğu üç temel ÇKKV yönteminden elde edilen toplam bilgi, bu yöntemler için önemli bir sınırlılık oluşturmaktadır. İlerideki çalışmalarda, farklı şekillerde elde edilen sonuçların bir araya getirilmesi için farklı yaklaşımlar geliştirilebilir. Ayrıca U-PES portföy seçiminden farklı ÇKKV problemleri için kullanılabilir.



This research article has been licensed with Creative Commons Attribution - Non-Commercial 4.0 International License. Bu araştırma makalesi, Creative Commons Atıf - Gayri Ticari 4.0 Uluslararası Lisansı ile lisanslanmıştır.

Yazar Katkıları

Yazarlar çalışmaya katkı oranlarını bu şekilde beyan etmişlerdir: Furkan Göktaş %60, Fatih Güçlü %40

Teşekkür Beyanı

Yazarlar teşekkür beyanında bulunmamışlardır.

Destek Beyanı

Yazarlar destek beyanında bulunmamışlardır.

Çıkar Çatışması

Yazarlar herhangi bir çıkar çatışması beyan etmemişlerdir.

Etik Beyanı

Yazarlar çalışma için Etik Kurul Onayı alınmasına gerek olmadığını beyan etmişlerdir.

Sorumlu Özel Sayı Editörleri

Doç. Dr. Beyza Mina Ordu-Akkaya, Ankara Sosyal Bilimler Üniversitesi

Doç. Dr. Görkem Ataman, Yaşar Üniversitesi

Arş. Gör. Yunus Yıldırım, Afyon Kocatepe Üniversitesi

Kaynakça/References

- Ahangar, R. G. ve Fietko, A. (2023). Exploring the potential of ChatGPT in financial decision making. R. Gharoie Ahangar ve M. Napier (Ed.), *Advances in Business Information Systems and Analytics* içinde (ss. 94-111). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-8386-2.ch005>
- Akbaş, S. ve Erbay Dalkılıç, T. (2021). A hybrid algorithm for portfolio selection: An application on the Dow Jones Index (DJI). *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 398, 113678. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2021.113678>
- Aldridge, I. (2023). The AI revolution: From linear regression to ChatGPT and beyond and how it all connects to finance. *The Journal of Portfolio Management*, 49(9), 64-77. <https://doi.org/10.3905/jpm.2023.1.519>
- Altan, İ. M. ve Kılıç, M. (2023). Science fiction to real life: BING AI as an investment advisor. *Ekonomi İşletme ve Yönetim Dergisi*, 7(2), 240-260. <https://doi.org/10.7596/iebm.31122023.003>
- Bisht, K. ve Kumar, A. (2022). Stock portfolio selection hybridizing fuzzy base-criterion method and evidence theory in triangular fuzzy environment. *Operations Research Forum*, 3(4), 1-32. <https://doi.org/10.1007/s43069-022-00167-3>
- Bouslah, K., Liern, V., Ouenniche, J. ve Pérez-Gladish, B. (2023). Ranking firms based on their financial and diversity performance using multiple-stage unweighted TOPSIS. *International Transactions in Operational Research*, 30(5), 2485-2505. <https://doi.org/10.1111/itor.13143>
- Chen, Z., Zheng, L., Lu, C., Yuan, J. ve Zhu, D. (2023). ChatGPT informed graph neural network for stock movement prediction. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4464002>
- Dubois, D. (2006). Possibility theory and statistical reasoning. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(1), 47-69. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2006.04.015>
- Göktaş, F. ve Duran, A. (2019). A new possibilistic mean-variance model based on the principal components analysis: an application on the Turkish holding stocks. *Journal of Multiple-Valued Logic & Soft Computing*, 32(5-6), 455-476.
- Göktaş, F. ve Gökerik, M. (2024). A novel robust theoretical approach on social media advertisement platform selection. *International Journal of Engineering Research and Development*, 16(1), 373-382. <https://doi.org/10.29137/umagd.1398580>
- Göktaş, F. ve Güçlü, F. (2024). Yeni bir çok kriterli karar verme yaklaşımı "olabilirlik değerlendirme sistemi": Katılım fonları üzerine bir uygulama. *Black Sea Journal of Engineering and Science*, 7(1), 1-8. <https://doi.org/10.34248/bsengineering.1341340>
- Grant, M. C. ve Boyd, S. P. (2008). Graph implementations for nonsmooth convex programs. In *Recent advances in learning and control* (pp. 95-110). Springer, London. https://doi.org/10.1007/978-1-84800-155-8_7
- Hair, J. F., Money, A. H., Samouel, P. ve Page, M. (2007). Research methods for business. *Education+Training*, 49(4), 336-337. <https://doi.org/10.1108/et.2007.49.4.336.2>
- He, Y., Romanko, O., Sienkiewicz, A., Seidman, R. ve Kwon, R. (2021). Cognitive user interface for portfolio optimization. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(4), 180. <https://doi.org/10.3390/jrfm14040180>
- Karami, A. ve Johansson, R. (2014). Utilization of multi attribute decision making techniques to integrate automatic and manual ranking of options. *Journal of Information Science and Engineering*, 30(2), 519-534. <https://doi.org/10.6688/JISE.2014.30.2.14>
- Kim, J. H. (2023). What if ChatGPT were a quant asset manager. *Finance Research Letters*, 58, 104580. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104580>
- Ko, H. ve Lee, J. (2023). Can ChatGPT improve investment decision? From a portfolio management perspective. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4390529>
- Li, H., Cao, Y. ve Su, L. (2022). Pythagorean fuzzy multi-criteria decision-making approach based on Spearman rank correlation coefficient. *Soft Computing*, 26(6), 3001-3012. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06615-2>
- Liern, V. ve Pérez-Gladish, B. (2022). Multiple criteria ranking method based on functional proximity index: Un-weighted TOPSIS. *Annals of Operations Research*, 311(2), 1099-1121. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03718-1>
- López-García, A., Liern, V. ve Pérez-Gladish, B. (2023). Determining the underlying role of corporate sustainability criteria in a ranking problem using UW-TOPSIS. *Annals of Operations Research*, 1-24. <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05543-8>
- Lopez-Lira, A. ve Tang, Y. (2023). Can ChatGPT forecast stock price movements? Return predictability and large language models. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4412788>
- Lu, F., Huang, L. ve Li, S. (2023). ChatGPT, generative AI, and investment advisory. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4519182>
- Lutgens, F. ve Schotman, P. C. (2010). Robust portfolio optimisation with multiple experts. *Review of Finance*, 14(2), 343-383. <https://doi.org/10.1093/rof/rfn028>

- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91. <https://doi.org/10.2307/2975974>
- Narang, M., Joshi, M. C. ve Pal, A. K. (2021). A hybrid fuzzy COPRAS-base-criterion method for multi-criteria decision making. *Soft Computing*, 25(13), 8391-8399. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05762-w>
- Oehler, A. ve Horn, M. (2024). Does ChatGPT provide better advice than robo-advisors? *Finance Research Letters*, 60, 104898. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104898>
- Okhrin, Y. ve Schmid, W. (2006). Distributional properties of portfolio weights. *Journal of Econometrics*, 134(1), 235-256. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.06.022>
- Parkhid, M. ve Mohammadi, E. (2022). Bi-level portfolio optimization considering fundamental analysis in fuzzy uncertainty environments. *Fuzzy Optimization and Modeling Journal*, 3(3), 1-18. <https://doi.org/10.30495/fomj.2022.1949729.1055>
- Pelster, M. ve Val, J. (2024). Can ChatGPT assist in picking stocks? *Finance Research Letters*, 59, 104786. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104786>
- Pinochet, L. H. C., Moreira, M. Â. L., Fávero, L. P., Santos, M. D. ve Pardim, V. I. (2023). Collaborative work alternatives with ChatGPT based on evaluation criteria for its use in higher education: Application of the PROMETHEE-SAPEVO-M1 method. *Procedia Computer Science*, 221, 177-184. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.07.025>
- Pośpiech, E. (2019). Effective portfolios – An application of multi-criteria and fuzzy approach. *Folia Oeconomica Stetinensia*, 19(1), 126-139. <https://doi.org/10.2478/fofi-2019-0009>
- Romanko, O., Narayan, A. ve Kwon, R. H. (2023). ChatGPT-based investment portfolio selection. *Operations Research Forum*, 4(4), 1-27. <https://doi.org/10.1007/s43069-023-00277-6>
- Saaty, T. L., Rogers, P. C. ve Pell, R. (1980). Portfolio selection through hierarchies. *The Journal of Portfolio Management*, 6(3), 16-21. <https://doi.org/10.3905/jpm.1980.408749>
- Sanjib Biswas, Joshi, N. ve Jayanta Nath Mukhopadhyaya. (2023). ChatGPT in investment decision making: An introductory discussion. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.36417.43369>
- Souliotis, G., Alanazi, Y. ve Papadopoulos, B. (2022). Construction of fuzzy numbers via cumulative distribution function. *Mathematics*, 10(18), 3350. <https://doi.org/10.3390/math10183350>
- Svoboda, I. ve Lande, D. (2024). Enhancing multi-criteria decision analysis with AI: Integrating analytic hierarchy process and GPT-4 for automated decision support. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2402.07404>
- Tanaka, H. ve Guo, P. (1999). Portfolio selection based on upper and lower exponential possibility distributions. *European Journal of Operational Research*, 114(1), 115-126. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00033-2](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00033-2)
- Tiryaki, F. ve Ahlatçioğlu, B. (2009). Fuzzy portfolio selection using fuzzy analytic hierarchy process. *Information Sciences*, 179(1-2), 53-69. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2008.07.023>
- Ullah, R., Ismail, H. B., Islam Khan, M. T. ve Zeb, A. (2024). Nexus between ChatGPT usage dimensions and investment decisions making in Pakistan: Moderating role of financial literacy. *Technology in Society*, 76, 102454. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102454>
- Vafaei, N., Ribeiro, R. A. ve Camarinha-Matos, L. M. (2016). Normalization techniques for multi-criteria decision making: Analytical hierarchy process case study. In *Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems* (pp. 261-269). https://doi.org/10.1007/978-3-319-31165-4_26
- Vaidogas, E. R., Zavadskas, E. K. ve Turskis, Z. (2007). Reliability measures in multicriteria decision making as applied to engineering projects. *International Journal of Management and Decision Making*, 8(5-6), 497-518. <https://doi.org/10.1504/IJMDM.2007.013414>
- Yadav, S., Kumar, A., Mehlawat, M. K., Gupta, P. ve Charles, V. (2023). A multi-objective sustainable financial portfolio selection approach under an intuitionistic fuzzy framework. *Information Sciences*, 646, 119379. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119379>