

ROC Analizinde Doğruluk Oranına Dayalı Uyarlanmış Kesme Değerleri ve Performans Karşılaştırmaları

Ahmet PEKGÖR¹  Aydın KARAKOCA¹ 

¹ Necmettin Erbakan Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Konya, Türkiye

Makale Bilgisi

Makale Geçmişi

Geliş Tarihi: 15.12.2023

Kabul Tarihi: 28.01.2024

Yayın Tarihi: 30.04.2024

Keywords:

Doğruluk oranı,
Kesme değer,
ROC analizi.

ÖZET

Karar vericiler için özellikle iki kategorili (pozitif/negatif) sınıflandırma problemlerinde alternatif testler arasından hangisinin kullanılacağı belirlenmesi önemli bir problemdir. Tıpta hastalık tanısı konulması amacıyla kullanılan tanı testleri başta olmak üzere bir sınıflandırıcının iki seçenek arasındaki seçim performansının değerlendirilmesi araştırmacılar için önemli bir sorundur. ROC (Receiver Operating Characteristic) analizi bu testlerin performanslarını detaylı biçimde haritalayabilen ve karar vermede önemli olan kesme değerinin bulunmasına yarayan bir istatistiksel yöntemdir. Literatürde mevcut kesme değeri hesabı duyarlılık ve özgüllük değerlerini kullanmaktadır. Duyarlılık ve özgüllük değerleri kadar doğruluk oranı da kesme değeri hesaplanmasında dikkate alınması gereken bir diğer ölçüttür. Bu çalışmada doğruluk oranı baz alınarak alternatif kesme değerlerinin hesaplanması üzerinde duruldu. Literatürde mevcut olan Youden indeksi, köşe uzaklığı indeksi, uyum olasılığı indeksi ve birlik indeksi yöntemleri doğruluk oranı ile uyarlanarak yeni yöntemler önerildi. Pozitif ve negatif olguların simetrik dağılıma sahip olduğu durumlar için eşit ağırlıklı olarak mevcut ve uyarlanmış indeksler karşılaştırılmıştır. Toplam 8 ayrı kesme değerinin performansları R programında Monte-Carlo simülasyonu ile 20000 deneme üzerinden değerlendirilmiştir. Elde edilen simülasyon sonuçlarına göre önerilen uyarlanmış yöntemlerin en az mevcut olan yöntemler kadar doğruluk oranına sahip olduğu gösterilmiştir.

Adapted Cut-Off Values and Performance Comparisons Based on Accuracy Rate in ROC Analysis

Article Info

Article History

Received: 15.12.2023

Accepted: 28.01.2024

Published: 30.04.2024

Keywords:

Accuracy rate,
Cut-off value,
ROC analysis.

ABSTRACT

Decision-makers face a major challenge in determining which of the alternative tests to use, especially in binary (positive/negative) classification problems. The performance of a classifier in selecting between two options, including diagnostic tests used to diagnose a disease in medicine, is an important research problem. ROC (Receiver Operating Characteristic) analysis is a statistical method that can map the performance of these tests in detail and identify the optimal cut-off value for decision making. Current cut-off value calculations employed in literature use sensitivity and specificity values. Accuracy is also another measure that should be considered in the calculation of the cut-off value, as well as sensitivity and specificity values. In this study, we focused on the calculation of alternative cut-off values based on accuracy. The existing Youden index, corner distance index, compatibility probability index, and unity index methods were adapted with accuracy and new methods were proposed. In cases where positive and negative cases have a symmetric distribution, the existing and adapted indices were compared with equal weights. The performance of a total of 8 different cut-off values was evaluated over 20,000 trials using Monte-Carlo simulation in the R program. According to the simulation results, the proposed adapted methods were shown to have at least the same accuracy as the existing methods.

To cite this article: Pekgör, A. & Karakoca, A. (2024). ROC analizinde doğruluk oranına dayalı uyarlanmış kesme değerleri ve performans karşılaştırmaları, *Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 6(1), 115-123. <https://doi.org/10.47112/neufmbd.2024.36>

*Sorumlu Yazar: Ahmet Pekgör, apekgor@erbakan.edu.tr



This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

GİRİŞ (INTRODUCTION)

Karar verme ihtiyacı günlük yaşantının vazgeçilmez bir parçasıdır. Karar vermede iki alternatif arasında kalmak günlük yaşantıda sıklıkla karşılaşılan bir durumdur. Örneğin bir doktor tahlil sonuçlarına bakarak hastanın kanser olup olmadığına ya da ameliyat edilmek üzere olup olmadığına, askeri operasyonlarda radara giren bir objenin tehdit oluşturup oluşturmadığına, bir bilgisayar uygulamasının virüs içerip içermediğine veya veri setinde aykırı (anomali, outlier) değerlerin olup olmadığına karar vermek durumunda kalınabilir.

İki alternatif arasında karar verirken alıcı işletim karakteristiği literatürde yaygın bilinen adıyla Receiver Operating Characteristic (ROC) analizi istatistiksel olarak bir karar verme amacıyla ve sınıflama çalışmalarının performanslarının değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. ROC analizi günümüzde tıptan biyometriye, meteorolojik olaylardan doğal afetlere, makine öğreniminden model performanslarının karşılaştırılmasına kadar pek çok farklı kullanım alanına sahiptir. ROC analizi sinyal algılama teorisi ile ilgili temel çalışmalardan biridir ve bu alandaki gelişmelere odaklanarak ilk olarak askeri radar operasyonlarındaki gözlemcilerin performansını değerlendirmek için kullanıldı [1]. Daha sonraki dönemlerde bu analiz uygulamalarda daha çok ikili sınıflandırıcı değişkenin ayırt etme sınırı değiştikçe tanılama yeteneğini görselleştiren bir grafiksel yöntem olarak kullanıldı [2]. Bu görsellik içerisinde ROC eğrisinin altındaki alanı ölçen Area Under Curve (AUC) değeri, tüm olası sınıflandırma sınırlarında toplu bir performans ölçüsü de sağlar [3].

ROC analizi tanı testlerinin değerlendirmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. Tanı testinin yorumlanabilmesi için testin üzerinde uyguladığı olguların, gerçek tanı sonuçlarının bilinmesi gerekmektedir. Sağlık alanında bir hastalık tanısını belirlemede “gold-standard” yöntem olarak isimlendirilen doğru sonuçlar verdiği literatürde herkes tarafından kabul edilen bir yöntem referans olarak kullanılır. Bu yöntemde sonuçlar klinik süreç, cerrahi doğrulama, otopsi ve bazı olgularda bir uzmanın danışmanlığı ile elde edilir [4]. Tanı testlerinde tanının konulabilmesi için bir kesme değerinin hesaplanması önem arz etmektedir. Bu kesme değeri literatürde özellikle tıp alanında ROC analizi ile tanı testi çalışmalarında yaygın bir biçimde kullanılmaktadır [5-10]. Tanı testlerinde kesme değeri pozitif olgu ile negatif olgunun ayırt edilmesinde kullanılmıştır. Bu kesme değeri hesaplamaları ROC analizinin ilk zamanlarına dayanır [11]. Literatürde en iyi kesme değeri hesaplama ve bu yöntemlerin karşılaştırmalarıyla ilgili çalışmalar güncelliğini korumaktadır.

Bu çalışmada ROC analizinde kesme değerinin hesaplanmasında önemli bir yere sahip olan pozitif olgular içerisindeki doğruluk oranı ile negatif olgulardaki doğruluk oranları dikkate alınmıştır. Bu nedenle literatürde yaygın olarak kullanılan duyarlılık ve özgüllük değerleriyle hesaplanan kesme değerleri, doğruluk değerlerini içerecek şekilde yeniden uyarlanarak dört yeni kesme değeri önerilmiştir. Mevcut ve yeni değerlerin performans karşılaştırmaları farklı durumlar için detaylı bir simülasyon çalışmasıyla incelenmiştir.

MATERYAL VE METOD (MATERIALS AND METHODS)

Bir tanı testinde oluşabilecek tüm olası haller karışıklık matrisi (confusion matrix) ile belirlenir. Karışıklık matrisi bir tanı testinde doğru pozitif, doğru negatif, yanlış pozitif ve yanlış negatif olası şekilde dört farklı durumu içerir. Tablo 1’de verilen ve tanı testlerinde yaygın olarak kullanılan tanımlar;

Doğru Pozitif (True Positive)

Gerçekte var olan olgularda, test sonucunda da varlığı görülen durumlar

Doğru Negatif (True Negative)

Gerçekte var olmayan olgularda, test sonucunda varlığı görülmeyen durumlar

Yanlış Pozitif (False Positive)

Gerçekte var olmayan olgularda, test sonucunda varlığı görülen durumlar

Yanlış negatif (false negative)

Gerçekte var olan olgularda, test sonucunda varlığı görülmeyen durumlar ile ifade edilebilir.

Tablo 1. Bir tanı testinde oluşabilecek durumlar, karışıklık matrisi (Situations that may occur in a diagnostic test, confusion matrix)

Test Sonucu	Gerçek Durum (Olgu)		Toplam
	Pozitif	Negatif	
Pozitif	Doğru Pozitif (a)	Yanlış Pozitif (b)	$a + b$
Negatif	Yanlış Negatif (c)	Doğru Negatif (d)	$c + d$
Toplam	$a + c$	$b + d$	$a + b + c + d$

Duyarlılık (Sensitivity)

Testin, gerçekte pozitif olan olguları doğru tespit edebilme oranıdır.

$$\text{Duyarlılık} = a / (a + c)$$

Özgüllük (Specificity)

Testin, gerçekte negatif olan olguları doğru tespit edebilme oranıdır.

$$\text{Özgüllük} = d / (b + d)$$

Doğruluk (Accuracy)

Doğru negatif ile doğru pozitif değerlerinin toplam oranıdır.

$$\text{Doğruluk} = (a + d) / (a + b + c + d)$$

Eğri Altındaki Alan (AUC)

ROC eğrisi grafiğindeki eğri altındaki tüm alanın ölçüsüdür. AUC, kesme değerlerine karşılık olası tüm sınıflandırmalardaki performans ölçüsünü gösterir. Bu nedenle mevcut iki tanı testi arasında AUC ölçüsü daha büyük olanın diğerine kıyasla daha yüksek ayırıcılığa sahip olduğu belirlenir. Bir değişkenin etkin bir ayırt ediciliğinden bahsedebilmek için o değişkene ait AUC güven aralığı içerisinde 0,5'in yer almaması gerekir. ROC eğrisi grafiği, değişkenlerin değişim aralığındaki tüm ara değerlerine göre sırasıyla karışıklık matrisleri bulunarak, Duyarlılık değerlerine karşılık 1-Özgüllük değerlerinin noktalanması ile oluşturulur.

Kesme Değeri Hesaplama Yöntemleri (Cut-off Value Calculation Methods)

Kesme (sınır, eşik, cut-off, threshold) değeri, tanı için pozitif olgu ile negatif olguyu ayırıştırıcı olan değerdir. Tanı testinin kesme değerinin hesaplanmasında pozitif olgular içerisindeki doğruluk oranı ile negatif olgulardaki doğruluk oranları önem arz etmektedir. Bu nedenle literatürde yaygın olarak Duyarlılık ve Özgüllük değerlerine ilişkin kesme değeri hesaplama yöntemleri bulunmaktadır. Literatürde kullanılan bazı kesme değeri hesaplama yöntemleri:

Youden İndeksi (Youden Index)

Youden indeksi, ROC eğrisi üzerindeki noktaların ters köşegene olan uzaklıklarıdır.

$$Y = \text{Duyarlılık} + \text{Özgüllük} - 1$$

Bu uzaklıklar içerisindeki en büyük değer kesme değeri olarak kabul edilebilir [11]. Hesaplama

pratikliğinden ve sonuçların tutarlılığından dolayı literatürde en yaygın kullanılan kesme değer yöntemidir.

Köşe Uzaklığı İndeksi (Corner Distance Index)

ROC eğrisinde (0,1) noktasına yani grafiğin sol üst köşesine olan mesafedir. Bu mesafe,

$$KU = \sqrt{(1 - Duyarlilik)^2 + (1 - Özgüllük)^2}$$

biçiminde hesaplanır. Kesme değeri bu mesafeyi en küçükleyen değer olarak belirlenir [12].

Uyum Olasılığı İndeksi (Probability of Fit Index)

Uyum olasılığı indeksi Liu (2012) tarafından önerilmiştir. Bu yöntemde göre kesme değeri Duyarlilik ile Özgüllük değerlerinin çarpımını en büyükleyen değer olarak belirlenir [13].

$$UO = Duyarlilik \times Özgüllük$$

Birlik İndeksi (Index of Union)

Duyarlilik ve Özgüllük değerlerinin aynı anda hem AUC değerine yakın olması hem de bu iki değer birbirine yakın olması düşüncesi ile kesme değeri,

$$B = |Duyarlilik - AUC| + |Özgüllük - AUC|$$

bu uzaklığı en küçükleyen değer olarak belirlenir [14].

Uyarlanmış Yeni Yöntemler (Adapted New Methods)

Uygulamalarda ROC analizi sonrasında Duyarlilik ve Özgüllük kadar Doğruluk değerinin de 1'e yakın olması arzulanan bir durumdur. Bu açıdan Doğruluk değerinin de kesme değerinin hesaplanmasına katkı sağlayabileceği paralel bir düşüncedir. Sırasıyla Y, KU, UO ve B indeksi yöntemlerinin Doğruluk ile uyarlanmış halleri,

$$Y_M = Duyarlilik + Özgüllük + Doğruluk$$

$$KU_M = \sqrt{(1 - Duyarlilik)^2 + (1 - Özgüllük)^2 + (1 - Doğruluk)^2}$$

$$UO_M = Duyarlilik \times Özgüllük \times Doğruluk$$

$$B_M = |Duyarlilik - AUC| + |Özgüllük - AUC| + |Doğruluk - AUC|$$

eşitlikleri ile tanımlanmıştır.

Uygulama ve Performans Değerlendirmesi (Application and Performance Evaluation)

Uygulamada mevcut ve uyarlanmış halleri ile toplamda 8 ayrı yöntem ile kesme değerlerinin performansları R programında Monte-Carlo simülasyonu ile 20000 deneme üzerinden değerlendirilmiştir. Örneklem hacimleri sırasıyla n=10, n=20, n=50 ve n=100 alınmıştır. Simülasyon çalışmasında gerçekte negatif olgular $\sim N(\mu_1, \sigma_1)$, pozitif olgular ise $\sim N(\mu_2, \sigma_2)$ dağılımlı kitleden eşit ağırlıklı olacak şekilde kurgulanmıştır. Bu dağılımlardaki parametrelerden (μ_1, μ_2) ortalama değerleri sırasıyla (20, 21), (20, 22), (20, 23) ve (σ_1, σ_2) standart sapma değerleri de sırasıyla (1, 1), (1, 2) ve (1, 3) alınmıştır. Her bir simülasyonda yöntemlere ait kesme değerlerine bağlı doğruluk oranları hesaplanarak performans karşılaştırmaları doğruluk oranları kriterine göre incelenmiştir.

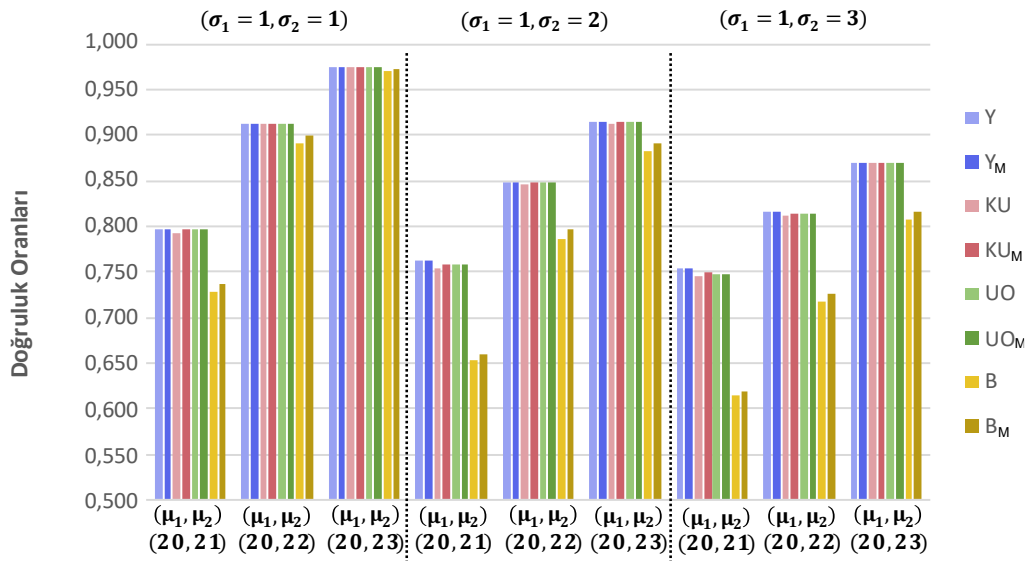
BULGULAR (RESULTS)

Mevcut yöntemler ve uyarlanmış yeni yöntemlerin karşılaştırıldığı simülasyon çalışmasından

elde edilen doğruluk oranı değerleri Tablo 2-5'te, ilgili grafikler de Şekil 1-4'te verilmiştir.

Tablo 2. Örneklem hacmi 10 için simülasyonlarda doğruluk oranları (Accuracy rates in simulations for sample size 10)

(μ_1, μ_2)	(σ_1, σ_2)	Y	Y _M	KU	KU _M	UO	UO _M	B	B _M
(20, 21)	(1, 1)	0,79724	0,79724	0,79225	0,79590	0,79580	0,79580	0,72710	0,73704
	(1, 2)	0,76144	0,76144	0,75344	0,75835	0,75799	0,75799	0,65308	0,66028
	(1, 3)	0,75326	0,75326	0,74457	0,74946	0,74839	0,74839	0,61356	0,61903
(20, 22)	(1, 1)	0,91300	0,91300	0,91248	0,91297	0,91297	0,91297	0,89109	0,89872
	(1, 2)	0,84795	0,84795	0,84522	0,84752	0,84750	0,84750	0,78695	0,79642
	(1, 3)	0,81552	0,81552	0,81083	0,81440	0,81430	0,81430	0,71808	0,72576
(20, 23)	(1, 1)	0,97460	0,97460	0,97460	0,97460	0,97460	0,97460	0,97104	0,97330
	(1, 2)	0,91380	0,91380	0,91331	0,91376	0,91376	0,91376	0,88327	0,89106
	(1, 3)	0,87048	0,87048	0,86855	0,87022	0,87022	0,87022	0,80683	0,81547

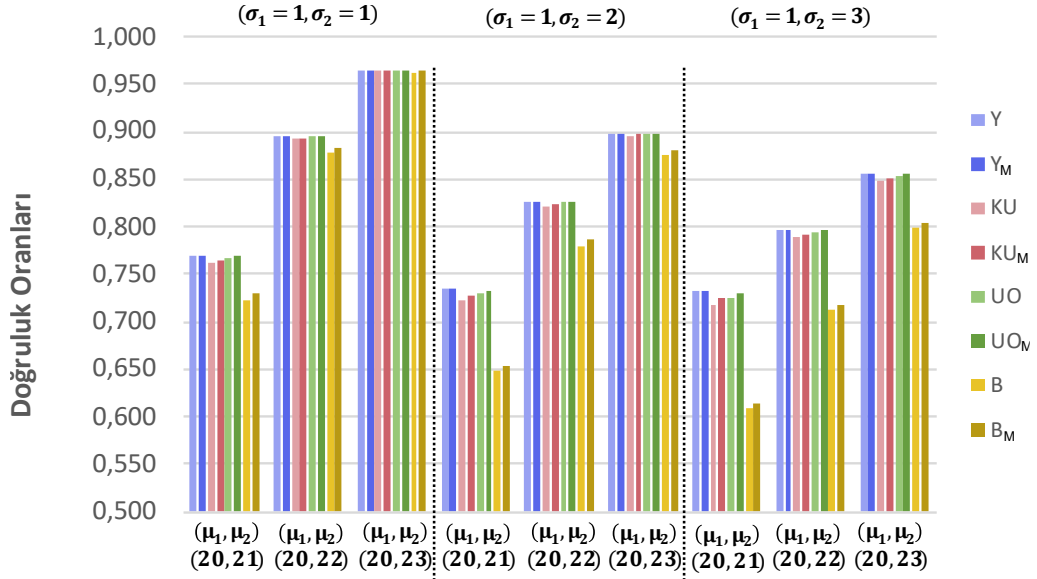


Şekil 1. Örneklem hacmi 10 için simülasyonlarda doğruluk oranlarının grafiği (Graph of accuracy rates in simulations for sample size 10)

Tablo 2 ve Şekil 1 incelendiğinde örnek hacmi (n=10) durumunda Y_M ve UO_M indekslerinin Y ve UO indeksleriyle aynı doğruluk oranına sahip olduğu, KU_M ve B_M indekslerinin ise KU ve B indekslerinden daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu bulunmuştur.

Tablo 3. Örneklem hacmi 20 için simülasyonlarda doğruluk oranları (Accuracy rates in simulations for sample size 20)

(μ_1, μ_2)	(σ_1, σ_2)	Y	Y _M	KU	KU _M	UO	UO _M	B	B _M
(20, 21)	(1, 1)	0,76971	0,76971	0,76264	0,76556	0,76796	0,76910	0,72370	0,72900
	(1, 2)	0,73579	0,73579	0,72350	0,72870	0,73057	0,73379	0,64930	0,65378
	(1, 3)	0,73248	0,73248	0,71777	0,72422	0,72569	0,73000	0,61006	0,61408
(20, 22)	(1, 1)	0,89440	0,89440	0,89229	0,89375	0,89437	0,89440	0,87901	0,88421
	(1, 2)	0,82681	0,82681	0,82081	0,82338	0,82603	0,82663	0,78001	0,78609
	(1, 3)	0,79695	0,79695	0,78816	0,79158	0,79492	0,79648	0,71322	0,71871
(20, 23)	(1, 1)	0,96521	0,96521	0,96506	0,96520	0,96521	0,96521	0,96271	0,96420
	(1, 2)	0,89863	0,89863	0,89627	0,89777	0,89859	0,89863	0,87495	0,87998
	(1, 3)	0,85489	0,85489	0,84981	0,85219	0,85449	0,85484	0,79964	0,80533

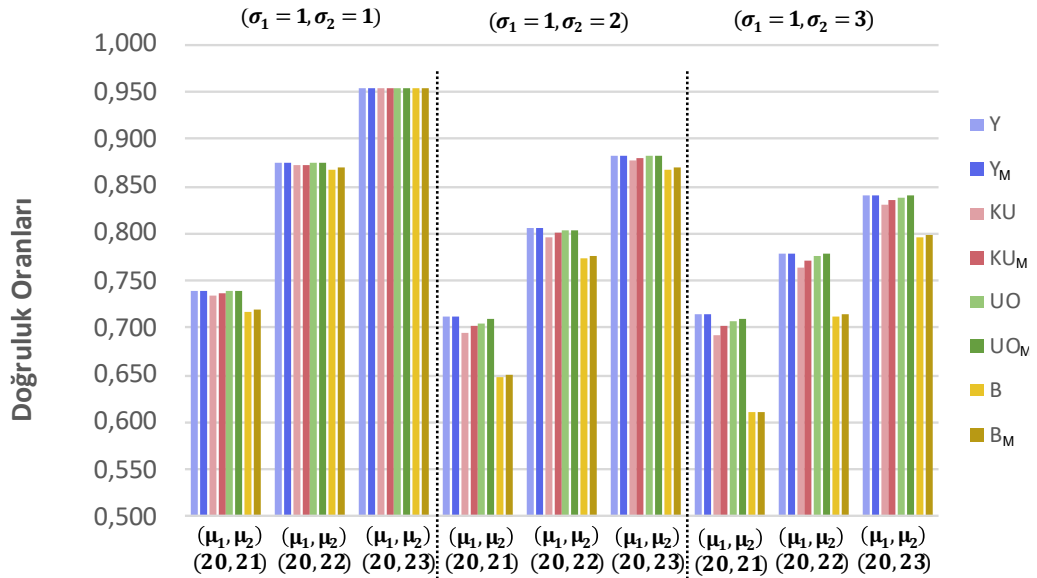


Şekil 2. Örneklem hacmi 20 için simülasyonlarda doğruluk oranlarının grafiği (Graph of accuracy rates in simulations for sample size 20)

Tablo 3 ve Şekil 2 incelendiğinde örnek hacmi ($n=20$) olması durumunda Y_M ve Y indekslerinin aynı doğruluk oranına sahip olduğu, KU_M , UO_M ve B_M indekslerinin doğruluk değerlerinin ise sırasıyla KU , UO ve B indekslerinden daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu bulunmuştur.

Tablo 4. Örneklem hacmi 50 için simülasyonlarda doğruluk oranları (Accuracy rates in simulations for sample size 50)

(μ_1, μ_2)	(σ_1, σ_2)	Y	Y_M	KU	KU_M	UO	UO_M	B	B_M
(20, 21)	(1, 1)	0,73958	0,73958	0,73355	0,73605	0,73781	0,73874	0,71626	0,71831
	(1, 2)	0,71145	0,71145	0,69569	0,70189	0,70532	0,70843	0,64822	0,65046
	(1, 3)	0,71360	0,71360	0,69182	0,70131	0,70605	0,71026	0,60946	0,61111
(20, 22)	(1, 1)	0,87406	0,87406	0,87135	0,87260	0,87401	0,87405	0,86767	0,86906
	(1, 2)	0,80454	0,80454	0,79618	0,79974	0,80341	0,80415	0,77281	0,77521
	(1, 3)	0,77921	0,77921	0,76488	0,77141	0,77690	0,77834	0,71087	0,71340
(20, 23)	(1, 1)	0,95490	0,95490	0,95412	0,95460	0,95490	0,95490	0,95323	0,95419
	(1, 2)	0,88198	0,88198	0,87792	0,87965	0,88190	0,88197	0,86684	0,86896
	(1, 3)	0,83946	0,83946	0,83077	0,83464	0,83892	0,83929	0,79610	0,79892

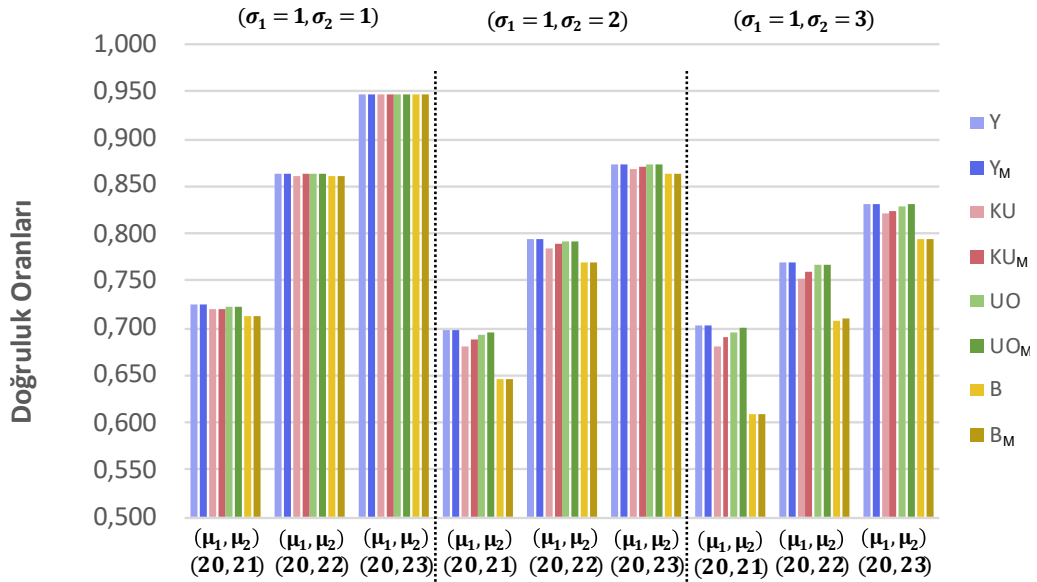


Şekil 3. Örneklem hacmi 50 için simülasyonlarda doğruluk oranlarının grafiği (Graph of accuracy rates in simulations for sample size 50)

Tablo 4 ve Şekil 3 incelendiğinde örnek hacmi ($n=50$) olması durumunda Y_M ve Y indekslerinin aynı doğruluk oranına sahip olduğu, KU_M , UO_M ve B_M indekslerinin doğruluk değerlerinin ise sırasıyla KU , UO ve B indekslerinden daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu bulunmuştur.

Tablo 5. Örneklem hacmi 100 için simülasyonlarda doğruluk oranları (Accuracy rates in simulations for sample size 100)

(μ_1, μ_2)	(σ_1, σ_2)	Y	Y_M	KU	KU_M	UO	UO_M	B	B_M
(20, 21)	(1, 1)	0,72407	0,72407	0,71951	0,72125	0,72258	0,72331	0,71162	0,71244
	(1, 2)	0,69867	0,69867	0,68194	0,68816	0,69191	0,69506	0,64590	0,64708
	(1, 3)	0,70370	0,70370	0,67977	0,68994	0,69566	0,69988	0,60909	0,61027
(20, 22)	(1, 1)	0,86380	0,86380	0,86158	0,86257	0,86372	0,86377	0,86125	0,86165
	(1, 2)	0,79344	0,79344	0,78480	0,78814	0,79206	0,79286	0,76908	0,77021
	(1, 3)	0,76944	0,76944	0,75335	0,76027	0,76671	0,76823	0,70863	0,71016
(20, 23)	(1, 1)	0,94820	0,94820	0,94725	0,94770	0,94820	0,94820	0,94745	0,94779
	(1, 2)	0,87307	0,87307	0,86835	0,87039	0,87294	0,87305	0,86273	0,86367
	(1, 3)	0,83071	0,83071	0,82035	0,82476	0,82992	0,83046	0,79385	0,79534



Şekil 4. Örneklem hacmi 100 için simülasyonlarda doğruluk oranlarının grafiği (Graph of accuracy rates in simulations for sample size 100)

Tablo 5 ve Şekil 4 incelendiğinde örnek hacmi ($n=50$) olması durumunda Y_M ve Y indekslerinin aynı doğruluk oranına sahip olduğu, KU_M , UO_M ve B_M indekslerinin doğruluk değerlerinin ise sırasıyla KU , UO ve B indekslerinden daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduğu bulunmuştur.

TARTIŞMA VE SONUÇLAR (DISCUSSION AND CONCLUSIONS)

ROC analizinde mevcut ve yeni önerilen uyarlanmış kesme değerlerinin karşılaştırıldığı bu çalışmada, Monte-Carlo simülasyon sonuçları Tablo 2-5'te yer almaktadır. Bu sonuçlarda pozitif olgu ile negatif olguların geldikleri dağılımın kitle ortalama değerleri arasındaki fark arttıkça doğruluk oranlarının arttığı, pozitif olgulara ilişkin kitle varyansının artması durumunda ise doğruluk oranlarının azaldığı görülmüştür. Küçük örneklem hacimlerinde doğruluk oranları beklenilenden yüksek çıkmıştır. Genel olarak tüm durumlarda doğruluk oranına göre Youden indeks değeri en yüksek, Birlik indeks değeri de en düşük performansı sergilemişlerdir.

Youden indeksi haricinde diğer tüm yöntemler için önerilen uyarlanmış kesme değer yaklaşımının daha iyi doğruluk oranına sahip olduğu görülmüştür. Youden indeksi ile uyarlanmış yeni yöntem aynı doğruluk oran değerlerine sahiptir. Uyum Oranı indeksinde örneklem hacmi 10 iken

uyarlanmış yöntem mevcut olan yöntemle aynı sonucu vermiştir. Bu sonuçlara göre önerilen yöntemlerin uygulamalarda kullanılması doğruluk oranını iyileştireceği söylenebilir.

Çıkar çatışması (Conflict of interest)

Yazarların bu çalışma için beyan ettikleri herhangi bir çıkar çatışması yoktur. (The authors have no conflicts of interest to disclose for this study.)

Yazar katkı oranı (Authorship contribution statement)

A.P.: Fikir/Kavram (Conceptualization), Tasarım ve Dizayn (Methodology), Yazılım (Software), Denetleme/Danışmanlık (Supervision), Malzemeler (Resources), Veri Toplama ve/veya İşleme (Data Curation), Analiz ve/veya Yorum (Formal Analysis), Literatür Taraması (Investigation) Yazı Yazan (Writing - Original Draft), **A.K.:** Tasarım ve Dizayn (Methodology), Malzemeler (Resources), Analiz ve/veya Yorum (Formal Analysis), Yazı Yazan (Writing - Original Draft), Eleştirel İnceleme (Writing - Review & Editing)

KAYNAKÇA (REFERENCES)

- [1] D. M. Green, J. A. Swets, Signal detection theory and psychophysics, Wiley, New York, 1966.
- [2] C. E. Metz, Basic principles of ROC analysis. *In Seminars in Nuclear Medicine*. 8(4) (1978) 283-298. doi: 10.1016/s0001-2998(78)80014-2
- [3] J. A. Hanley, B. J. McNeil, The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve, *Radiology*. 143(1) (1982) 29-36. doi: 10.1148/radiology.143.1.7063747
- [4] M. Greiner, D. Pfeiffer, R. D. Smith, Principles and practical application of the receiver-operating characteristic analysis for diagnostic tests, *Preventive Veterinary Medicine*. 45(1-2) (2000) 23-41. doi: 10.1016/s0167-5877(00)00115-x
- [5] S. Demircioğlu, S. Budancamanak, A. Doğan, Serum B12 düzeyi primer ve sekonder polisitemi ayırıcı tanısında etkin bir ayırıcı tanı kriteri olarak kullanılabilir mi?. *Selçuk Tıp Dergisi*. 36(1), (2020) 22-26. doi: 10.30733/std.2020.01365
- [6] Y. E. Göğer, M.S. Özkent, S. İyisoy, G. Karalezli, M. Kılınç, Psa değeri 4-10 arasında olan hastalarda prostat kanserini öngörmeye serbest Psa/psad,(serbest/total Psa)/psad'nin tanısal değeri; tek merkezli çalışma sonuçları, *Selçuk Tıp Dergisi*. 37(2) (2021) 106-112. doi: 10.30733/std.2021.01506
- [7] R. Alanlı, M. B. Küçükay, K. S. Yalçın, Alkole bağlı olmayan karaciğer yağlanması ile yüksek dansiteli dışı lipoprotein/yüksek dansiteli lipoprotein oranının ilişkisi, *Selçuk Tıp Dergisi*. 37(3) (2021) 251-256. doi: 10.30733/std.2021.01518
- [8] Z. D. Dündar, K. Küçükceran, M. K. Ayrancı, Kritik bakım hastalarında kan üre azotu/albumin oranının hastane içi mortaliteyi tahmin gücünün değerlendirilmesi, *Selçuk Tıp Dergisi*. 37(4) (2021) 294-300. doi: 10.30733/std.2021.01508
- [9] A. F. Kekeç, A. Kırılmaz, H. Yaka, T. S. Çolak, H. S. Semis, Kalça kırıkları sonrası cerrahi zamanlamanın ve Covid-19 pandemisinin mortaliteye etkisi, *Selçuk Tıp Dergisi*. 38(3) (2022) 136-142. doi: 10.30733/std.2022.01560
- [10] A. Yücel, A. O. Kılıç, S. B. Kılınç, Pediatrik akut pankreatit şiddetinin erken tahmininde inflamatuvar biyobelirteçlerin rolü, *Selçuk Tıp Dergisi*. 38(4) (2022) 186-193. doi: 10.30733/std.2022.01567
- [11] W. J. Youden, Index for rating diagnostic tests, *Cancer*. 3(1) (1950) 32-35. doi:10.1002/1097-0142(1950)3:1%3C32::AID-CNCR2820030106%3E3.0.CO;2-3
- [12] N. J. Perkins, E. F. Schisterman, The inconsistency of “optimal” cutpoints obtained using two criteria based on the receiver operating characteristic curve, *American Journal of Epidemiology*. 163(7) (2006) 670-675. doi: 10.1093/aje/kwj063
- [13] X. Liu, Classification accuracy and cut point selection, *Statistics in Medicine*. 31(23) (2012) 2676-2686. doi: 10.1002/sim.4509
- [14] I. Ünal, Defining an optimal cut-point value in ROC analysis: an alternative approach, *Computational and mathematical methods in medicine*. (2017). doi: 10.1155/2017/3762651