

## Ağırlıklı Oy Tabanlı Topluluk Sınıflandırma Algoritması ile Göğüs Kanseri Teşhisi Breast Cancer Diagnosis with Weighted Vote Based Ensemble Classification Algorithm

<sup>1</sup>Sinem BOZKURT KESER , <sup>2</sup>Kemal KESKİN 

<sup>1</sup>Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Eskişehir, Türkiye

<sup>2</sup>Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Eskişehir, Türkiye

<sup>1</sup>sbozkurt@ogu.edu.tr, <sup>2</sup>kkeskin@ogu.edu.tr

Araştırma Makalesi/Research Article

### ARTICLE INFO

#### Article history

Received : 24 March 2022

Accepted : 14 June 2022

#### Keywords:

Breast Cancer Diagnosis, Machine Learning, Classification, Ensemble Methods, Voting Mechanism.

### ABSTRACT

Breast cancer is a disease that is among the second causes of death among women, but its fatal risk is reduced with early diagnosis and the right treatment method. Currently, a large number of classification algorithms in data mining fields are adapted to breast cancer diagnosis based on patients' past medical records. In this study, a weighted vote-based ensemble classification algorithm is proposed for the diagnosis of breast cancer. The proposed algorithm is based on the working principle of more than one classification algorithm. By combining the classification algorithms with the weighted voting method, the result obtained from each algorithm alone is improved. The proposed weighted vote-based community classification algorithm consists of four stages. The first stage is the data preprocessing stage, followed by the classification stage. In the third stage, the reclassification process is carried out by using the weighted vote-based community classification algorithm with the performance values obtained from the classification process. With the proposed algorithm, an accuracy value of %98.77 was obtained, and a better value was obtained than the individual performance of each classification algorithm used in the classification phase.

© 2022 Bandırma Onyedi Eylül University, Faculty of Engineering and Natural Science. Published by Dergi Park. All rights reserved.

### MAKALE BİLGİSİ

#### Makale Tarihleri

Gönderim : 24 Mart 2022

Kabul : 14 Haziran 2022

#### Anahtar Kelimeler:

Meme Kanseri Teşhisi, Makine Öğrenmesi, Sınıflandırma, Topluluk Yöntemleri, Oylama Mekanizması.

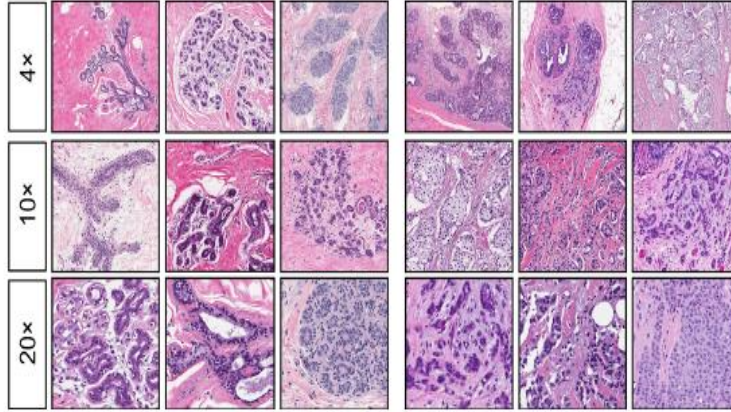
### ÖZET

Meme kanseri, kadınlar arasında ikinci ölüm nedenleri arasında gösterilen fakat erken teşhis ve ardından uygulanan doğru tedavi yöntemi ile ölümcül riski azaltılan bir hastalıktır. Günümüzde, veri madenciliği alanlarındaki çok sayıda sınıflandırma algoritması, hastaların geçmiş tıbbi kayıtlarına dayalı olarak meme kanseri teşhisine uyarlanmaktadır. Bu çalışmada, meme kanseri tanısı için ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması önerilmektedir. Önerilen algoritma, birden fazla sınıflandırma algoritmasının bir arada çalışma prensibine dayanmaktadır. Sınıflandırma algoritmaları ağırlıklı oylama yöntemi ile bir araya getirilerek her bir algoritmadan tek başına elde edilen sonucun iyileştirilmesi sağlanmaktadır. Önerilen ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması dört aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama veri önleme aşaması olup bu aşamayı sınıflandırma aşaması izlemektedir. Üçüncü aşamada, sınıflandırma işleminden elde edilen performans değerleri ile ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması kullanılarak yeniden sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Önerilen algoritma ile %98.77 doğruluk değeri elde edilerek sınıflandırma aşamasında kullanılan her bir sınıflandırma algoritmasının bireysel performansından daha iyi bir değer elde edilmiştir.

© 2022 Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi. Dergi Park tarafından yayımlanmaktadır. Tüm Hakları Saklıdır.

## 1. GİRİŞ

Bir organdaki hücrelerin kontrol dışı gelişimine bağlı olarak oluşan doku kütesine tümör denir. İyi huylu ve kötü huylu olmak üzere iki tür tümör vardır (Şekil 1). İyi huylu veya kanserli olmayan tümörler yayılmamaktadır ve yaşamı korkutmamaktadır. Diğer yandan, kötü huylu veya kanserli tümörler komşu organ ve dokulara yayılarak yaşamı ciddi şekilde tehdit ederler [1]. Kötü huylu meme kanseri, bu kötü huylu tümörlerin meme dokusunda olması durumunda tanımlanır. Meme kanseri hücreleri genellikle röntgende görülebilen veya yumru olarak hissedilebilen bir tümör oluşturur. Meme kanseri, kadımlar arasında akciğer kanserinden sonra ikinci genel ölüm nedenidir ve 40-55 yaşları arasında ise ilk ölüm nedenleri arasında gösterilir [2].



Şekil 1. Farklı büyütmelerde iyi huylu (sol) ve kötü huylu (sağ) meme örnekleri [3].

Küresel olarak, artan meme kanseri insidansı ve ölüm oranı, gelişmekte olan dünya için önemli ve büyüyen bir tehdit oluşturmaktadır. 2011 yılında, 1980'den 2010'a kadar yaklaşık 187 ülkenin meme kanseri ölüm ve insidans oranlarını kapsayan bir anket, küresel meme kanseri vakalarının yıllık ortalama %3.1'lik artış oranı ile 1980'deki 641.000 vakadan, 2010 yılında 1.643.000 vakaya yükseldiğini göstermiştir. Türkiye'de %2.4'lük artış oranı ile 1993 yılında 24/100.000 olan meme kanseri insidansının 2010 yılında neredeyse 50/100.000 olduğu görülmektedir. 2018 yılı Dünya Sağlık Örgütü verilerine göre ise yaklaşık olarak 627 bin kadın meme kanserinden hayatını yitirmiştir. Önemli ölçüde artan kanser oranının üstesinden gelmek için erken teşhis yaklaşımları birçok hastalığı önleme çalışmasında geniş çapta tartışılmaktadır. Doğru meme kanseri teşhisi ve ardından uygun kanser tedavisi, meme kanserinden kaynaklı ölüm riskini azaltabilir. Bu nedenle, sınıflandırma özelliklerine göre iyi huylu ve kötü huylu tespit çok önemli hale gelmektedir [4]. Erken teşhiste dikkatli teşhisin meme kanseri nedeniyle ölüm oranını azalttığı yapılan çalışmalar ile kanıtlanmıştır [5].

Günümüzde meme kanseri teşhisinde yapay zekâ teknolojilerinden oldukça yararlanılmaktadır. Sınıflandırma algoritmalarının, meme kanseri teşhisi de dâhil olmak üzere tıbbi teşhiste kullanımı hızla artmaktadır. Uzman tıbbi teşhisten değerlendirme ve karar verme süreci, burada anahtar faktördür. Bununla birlikte, akıllı sınıflandırma algoritması özellikle deneyimsiz pratisyenlerin hatalarını en aza indirmede doktora yardımcı olabilir. Imperial College London üniversitesinde görevli bilim insanları geliştirdikleri yapay zekâ sistemi ile 29 bin kadına ait mamografi görüntülerini incelemiştir. Sistemin hastanın geçmişi hakkında bilgisi olmamasına rağmen iki doktorun birlikte teşhis koymasına eşdeğer sonuçlara vardığı görülmüştür. Bu çalışmada, meme kanseri tanısı için ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması önerilmektedir. Önerilen algoritma, birden fazla sınıflandırma algoritmasının bir arada çalışma prensibine dayanmaktadır. Sınıflandırma algoritmaları ağırlıklı oylama yöntemi ile bir araya getirilerek her bir algoritmadan tek başına elde edilen sonucun iyileştirilmesi sağlanmaktadır.

Makalede giriş bölümünün ardından, ikinci bölümde meme kanseri teşhisinde literatürde makine öğrenmesi kullanılarak yapılan çalışmalar, Wisconsin meme kanseri veri seti ve önerilen ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması hakkında bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde, performans testlerinin nasıl yapıldığı açıklanarak performans testleri gerçekleştirilmiştir. Son bölümde çalışma ile ilgili sonuç ve değerlendirmelere yer verilmiştir.

### 1.1. Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Meme Kanseri Teşhisi

Son yıllarda biyomedikal teknolojilerin ve bilgi teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte, meme kanseriyle ilgili çeşitli prognostik faktörler kaydedilmiş, bu da birçok araştırmacının farklı veriye dayalı tahmin metodolojileri kullanarak daha sofistike erken teşhis modelleri geliştirmesini sağlamıştır. Bu bağlamda literatürde, meme kanseri teşhisi için anlamlı modeli tahmin etmek ve tanımak için çeşitli teknikler uygulanmıştır. Aruna vd. Wisconsin meme kanseri veri setini sınıflandırmak için naif bayes, destek vektör makinesi ve karar ağacı algoritmalarını kullanmıştır ve en iyi doğruluk değerini %96.99 ile destek vektör makinesi ile elde etmiştir [6]. Chaurasia vd. Wisconsin meme kanseri veri seti üzerinde naif bayes, destek vektör makinesi, sinir ağları, karar ağacı yöntemlerini kullanarak denetimli öğrenme sınıflandırıcılarının performansını karşılaştırmıştır. Çalışma sonuçlarına göre destek vektör

makinesi ile %96.84 doğruluk değerine ulaşmıştır [7]. Asri vd. aynı veri seti üzerinde naif bayes, destek vektör makinesi ve karar ağacı arasında bir performans karşılaştırması yapmıştır. Kullanılan her algoritmanın doğruluğu, kesinliği, duyarlılığı ve özgüllüğünü karşılaştırarak verileri verimlilik ve etkinlik açısından sınıflandırmayı amaçlamıştır. Deney sonuçlarında, destek vektör makinesinin %97.13 ile en iyi doğruluk değerini aldığı görülmüştür [8]. Wang vd. lojistik regresyon algoritması ile %96.4 doğruluk değerini elde etmiştir [9]. Keles vd. rasgele orman algoritmasını kullanarak %92.2'lik bir doğruluk değeri elde etmişlerdir [10]. Kavitha vd. yapay sinir ağlarını topluluk yöntemlerini birlikte kullanarak %96.3 doğruluk değerini elde etmiştir [11]. Ahmad vd. karar ağacı, yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri algoritmalarını meme kanseri teşhisinde kullanarak sırasıyla %93.6, %94.7 ve %95.7 doğruluk değerlerini elde etmişlerdir [12]. Alhabri ve Tchier bulanık tabanlı sistemler ve evrimsel genetik algoritma tabanlı hibrid bir algoritma ile %97.0 doğruluk değerini elde etmiştir [13]. Karar ağacı tabanlı bir öğrenme algoritması kullanılarak gerçekleştirilen bir diğer çalışmada, meme kanseri türlerinin sınıflandırılması yapılmıştır. Rastgele orman ve ekstra ağaç yöntemlerinin teşhis ve sınıflandırmadaki etkinliği ortaya koyulmuştur [14]. Wisconsin meme kanseri veri seti kullanılarak lojistik regresyon, karar ağacı, rastgele orman, karar destek makinesi yöntemleri ile meme kanseri teşhisi yapılmaya çalışılmıştır. En küçük mutlak küçülme ve seçim operatörü yardımıyla seçilen öznelikler algoritmaların verimini artırmıştır [15].

## 2. MATERYAL VE YÖNTEM

### 2.1. Veri Seti

Bu çalışmada, Madison'da bulunan Wisconsin Üniversitesi Hastanesi'nde Dr. William H. Wolberg'den tarafından elde edilen veri seti kullanılmaktadır. Wisconsin Üniversitesi ve Madison Klinik Bilim Merkezi işbirliğiyle yürütülen göğüs kanseri teşhisinde iğne ucu kadar biyopsi ile edinilen bir kitlenin görüntülenmesi ve bu görüntülerin dijitalleştirilmesiyle 1995 yılında bu veri seti elde edilmiştir. Veri seti B (iyi huylu tümörler) ve M (kötü huylu tümörler) olmak üzere 2 sınıfa ait 597 örnekten oluşturulmuştur. B sınıfına ait 357 adet örnek, M sınıfına ait 212 örnek bulunmaktadır. Her bir örnek için 30 öznelik tanımlanmıştır. Tümör özellikleri yarıçap, doku, çevre, alan, pürüzsüzlük, kompaktlık, içbükeylik, içbükey noktalar, simetri ve fraktal boyut olmak üzere 10 açıdan toplanmıştır. Bu özellikler Tablo 1'de verilmektedir.

**Tablo 1.** Wisconsin meme kanseri veri seti özellikleri ve değer aralıkları.

Özellik Adı	Ortalama	Standart Hata	En Yüksek
Yarıçap	6.98 - 28.11	0.11 - 2.87	7.93 - 36.04
Doku	9.71 - 39.28	0.36 - 4.89	12.02 - 49.54
Çevre	43.79 - 188.50	0.76 - 21.98	50.41 - 251.20
Alan	143.50 - 2501.00	6.80 - 542.20	185.20 - 4254.00
Pürüzsüzlük	0.05 - 0.16	0.00 - 0.03	0.07 - 0.22
Kompaktlık	0.02 - 0.35	0.00 - 0.14	0.03 - 1.06
İçbükeylik	0.00 - 0.43	0.00 - 0.40	0.00 - 1.25
İçbükey Noktalar	0.00 - 0.20	0.00 - 0.05	0.00 - 0.29
Simetri	0.11 - 0.30	0.01 - 0.08	0.16 - 0.66
Fraktal Boyut	0.05 - 0.10	0.00 - 0.03	0.06 - 0.21

Tablo 1 ile verilen özellikler, bir göğüs kitlesinin ince iğne aspiratının (fine needle aspirate, FNA) dijitalleştirilmiş bir görüntüsünden toplanmıştır. Her görüntü için ortalama, standart hata ve bu özelliklerin "en kötü" veya "en yüksek" hesaplanarak toplam 30 öznelik elde edilmiştir. Bu özneliklerin yeniden isimlendirilmesi Tablo 2'de verilmiştir.

**Tablo 2.** Wisconsin meme kanseri veri seti özellikleri ve değer aralıkları.

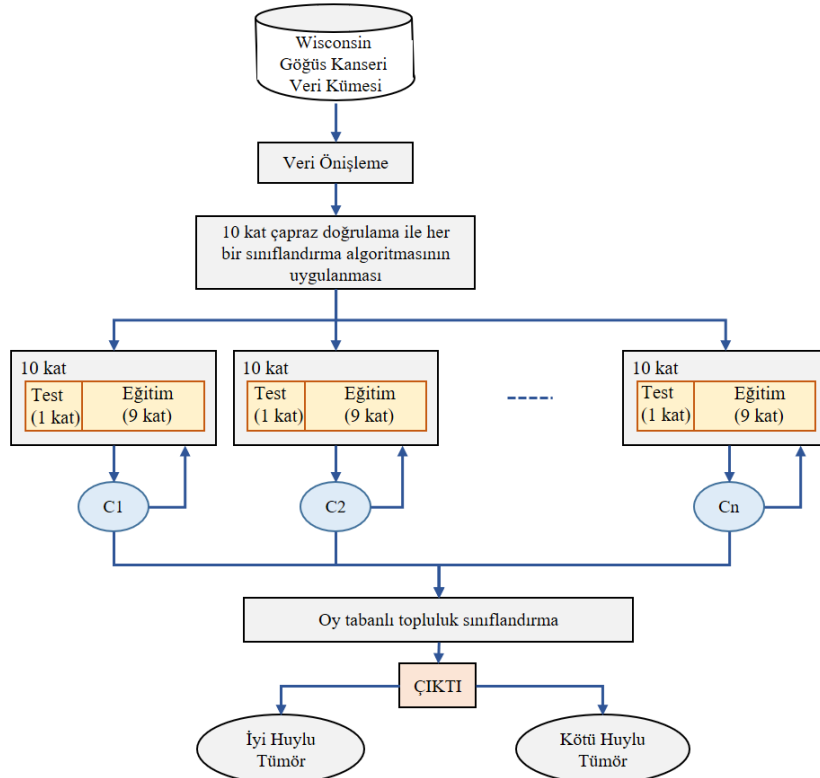
	Ortalama	Standart Hata	En Kötü
<b>Yarıçap</b>	RM	RS	RW
<b>Doku</b>	TM	TS	TW
<b>Çevre</b>	PM	PS	PW
<b>Alan</b>	ARM	ARS	ARW
<b>Pürüzsüzlük</b>	SM	SS	SW
<b>Kompaktlık</b>	CM	CS	CW
<b>İçbükeylik</b>	CNM	CNS	CNW
<b>İçbükey Noktalar</b>	CPM	CPS	CPW
<b>Simetri</b>	SYM	SYS	SYW
<b>Fraktal Boyut</b>	FM	FS	FW

Tablo 2’de her bir hücre içerisinde verilen değer ilgili satır ve sütuna karşılık gelen öznelik isminin yeni değerini göstermektedir. Örneğin, yarıçap\_ortalama isimli özneliğin makale içerisindeki değeri RM olarak kısaltılmıştır.

## 2.2. Önerilen Yöntem

Meme kanseri her yıl milyonlarca kadında görülen ve erken teşhisin bu hastalıkla kaynaklanan ölüm oranını önemli ölçüde azalttığı bir hastalıktır. Meme kanserinin teşhisinde bugüne kadar çok önemli çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmada, meme kanseri tanısı için ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması önerilmektedir. Önerilen algoritma, birden fazla sınıflandırma algoritmasının bir arada çalışma prensibine dayanmaktadır. Sınıflandırma algoritmaları ağırlıklı oylama yöntemi ile bir araya getirilerek her bir algoritmadan tek başına elde edilen sonucun iyileştirilmesi sağlanmaktadır.

Önerilen ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması dört aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada, çalışmada kullanılan Wisconsin meme kanseri veri seti ön işlemden geçirilmektedir. İkinci aşamada, 10-kat çapraz doğrulama işlemi ile n sayıda sınıflandırıcı ile sınıflandırma işlemi yapılmaktadır. Üçüncü aşamada, sınıflandırma işleminden elde edilen performans değerleri ile ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması ile yeniden sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Son aşamada ise ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritmasından elde edilen tahmin sonuçlarından karmaşıklık matrisi (confusion matrix) elde edilmektedir. Önerilen algoritmaya ait akış diyagramı Şekil 2’de verilmektedir.



**Şekil 2.** Önerilen ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması.

Şekil 2 ile verilen algoritmada, ilk aşamayı veri önışleme aşamasını oluşturmaktadır. Bu aşamada, her bir öznelik için örneklem bazında veriler kontrol edilerek kayıp veriler ilgili öznelikte tüm verilerin ortalaması ile değıştirilmektedir. Ayrıca bu aşamada veri seti içerisinde tüm veriler [-1, 1] aralığında normalize edilmektedir. İkinci aşama, sınıflandırma aşaması olup bu aşamada seçilen n adet sınıflandırma algoritmasının 10-kat çapraz doğrulama ile performans değerleri tespit edilmektedir. Üçüncü aşamada ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması uygulanmaktadır. Sınıflandırma aşamasında, her bir sınıflandırıcı ile veri seti içerisindeki her bir örneklem için iyi huylu tümör olarak tahmin edilme olasılığı ve kötü huylu tahmin edilme olasılıkları hesaplanmıştır. Bu değerlerden iyi huylu tümör olarak tahmin edilme olasılığı yüksek ise örneklem iyi huylu örneklem, diğer durumda ise kötü huylu örneklem olarak tahmin edilmektedir. Oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritmasına bu değerler algoritmaların ağırlıkları olarak verilmektedir. Bunun yanında, oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritmasında bir önceki aşamada kullanılan sınıflandırıcıların hangilerinin yeniden sınıflandırma işlemine dâhil edileceği kombinasyona dayalı bir yaklaşımla belirlenmektedir. Öncelikle ikili kombinasyonlar ile sınıflandırma algoritmaları ağırlıklı oylama yöntemi ile bir araya getirilmektedir. Daha sonra sınıflandırıcıların üçlü kombinasyonları benzer şekilde oluşturulmaktadır. Bu işleme kullanıcının belirlediği bir k sayısına ulaşınca kadar ya da sınıflandırma aşamasında kullanılan sınıflandırıcı sayısına (n) ulaşınca kadar devam edilir. Burada amaç, en az sayıda sınıflandırıcı ile en iyi doğruluk değerinin elde edilmesini sağlayan sınıflandırma kombinasyonunu elde etmektir.

### 2.3. Performans Değerlendirme

Makine öğrenmesinde karmaşıklık matrisi gerçek sınıf etiketleri ile tahmin edilen sınıf etiketleri arasındaki ilişkiyi göstermek için kullanılmaktadır. Hata matrisi olarak da isimlendirilirler. Sınıflandırma işlemi sonucu elde edilen doğruluk değerleri göstermek için kullanılan bir görselleştirme aracıdır [16]. Aslında, doğru pozitif (DP), doğru negatif (DN), yanlış pozitif (YP), yanlış negatif (YN) değerlerini temsil etmek için kullanılır (Tablo 3).

**Tablo 3.** Karmaşıklık matrisi gösterimi.

		Tahmin Edilen Sınıf Etiketi	
		M	B
Gerçek Sınıf Etiketi	M	DP	YN
	B	YP	DN

- Doğru Pozitif (DP): Hastanın meme kanseri olduğunu ifade eder.
- Doğru Negatif (DN): Hastanın kanser olmadığını ifade eder.
- Yanlış Pozitif (YP): Meme kanseri olmayan bir kişiye yanlış bir şekilde kanser teşhisi konulduğunu ifade eder.
- Yanlış Negatif (YN): Meme kanseri olan bir kişiye yanlış bir şekilde kanser olmadığı şeklinde teşhis konulduğunu ifade eder.

Tablo 3 ile verilen karmaşıklık matrisindeki bu değerler kullanılarak sınıflandırma algoritmanın başarımını tespit etmek için kullanılan aşağıda verilen metrikler hesaplanmaktadır [17].

**Doğruluk:** Doğru olarak sınıflandırılan örneklem sayısının toplam örneklem sayısına oranını ifade eder.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+YP+DN+YN} \quad (1)$$

**Hassasiyet:** Sınıflandırma algoritmasının doğru tahmin ettiği pozitif örneklem sayısının pozitif olarak tahmin ettiği toplam örneklem sayısına oranıdır.

$$\text{Hassasiyet} = \frac{DP}{DP+YP} \quad (2)$$

**Hatırlama:** Sınıflandırma algoritmasının pozitif örneklemeleri doğru tahmin etme gücünü ifade eder. Yani, hastalıklı olan bireylerin hastalıklı olduğunu doğru tahmin etme olasılığıdır.

$$\text{Hatırlama} = \frac{DP}{DP+YN} \quad (3)$$

**Özgüllük:** Hastalıklı olmayan bireylerin hastalıklı olmadığını doğru tahmin etme olasılığını ifade eder.

$$\text{Özgüllük} = \frac{DN}{DN+YP} \quad (4)$$

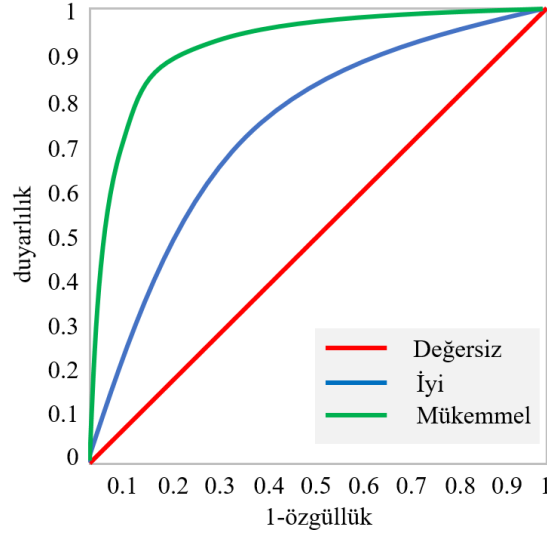
**F-ölçütü:** Hassasiyet ve hatırlama ölçütlerinin geometrik ortalaması olup her iki ölçüt değerinin beraber ele alınmasını sağlar.

$$F - \text{ölçütü} = \frac{2 * \text{Hassasiyet} * \text{Hatırlama}}{\text{Hassasiyet} + \text{Hatırlama}} \quad (5)$$



Tıbbi teşhis araştırmalarında, kesinlik ve hatırlama performansı raporlamak için kullanılan ana ölçütlerdir. F-ölçüsü, tıbbi teşhislerde performansın raporlanmasında da önemlidir, çünkü kesinlik ve hatırlamayı karşılaştırmalar için kullanımı daha basit olan bir yöntem olan tek bir metrik altında birleştirir. Tıp camiasında, yanlış bir negatif normalde yanlış pozitiften daha yıkıcıdır, bu nedenle hatırlama daha önemli bir ölçüm olarak kabul edilir. YP (kesinlik), YN (hatırlama) kadar önemli olmayabilir çünkü YP'ler hekimler tarafından dikkate alınmayabilir, ancak gözden kaçan bir durum bir hasta için çok ciddi sonuçlara neden olabilir. Bu nedenle, hassasiyetten çok hatırlama ağırlığına sahip değiştirilmiş bir F-ölçütü daha iyi bir ölçüttür [18].

Alıcı İşletim Eğrisi (ROC, Receiver Operating Characteristics) ve Eğri Altında Kalan Alan (AUC, Area Under Curve): Performans değerlendirmede kullanılan bir diğer analiz ROC analizidir. Özellikle, bir hastalığın teşhisinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bir algoritmanın duyarlılık ve özgüllük açısından birlikte değerlendirilebilmesine olanak sağlar. Bu eğrinin oluşturduğu koordinat sisteminin x ekseninde "1-özgüllük", y ekseninde ise "duyarlılık" yer alır (Şekil 3).



Şekil 3. ROC eğrisi.

ROC eğrisi, her kesim noktasındaki DP ve YP'ye karşılık gelen noktaların birleştirilmesiyle oluşturulur. (0,0), (0,1) ve (1,1) noktalarını birleştiren ROC eğrisi ideal bir sınıflandırma algoritmasına karşılık gelirken (0,0)'dan (1,1) noktasına kadar 450 açı yaparak uzanan köşegen şeklindeki ROC eğrisi ise kötü performanslı bir algoritmanın varlığına işaret eder. ROC eğrisi, bu iki durum arasında değişkenlik göstererek  $y=x$  fonksiyonuna yaklaştıkça kötü performanslı bir algoritma ortaya çıkar [19].

ROC eğrisinin altında kalan alan ile hasta ve hasta olmayan bireylerin ayrılmasına yardımcı olan doğruluk değeri belirlenir. AUC değerinin 0,5 olması sınıflandırıcının düzgün bir sınıflandırma yapmadığını, AUC değerinin 1 olması ise mükemmel bir sınıflandırma performansını gösterir. İdeal performanslı bir sınıflandırma algoritması ile elde edilen AUC değerinin bu iki değer arasında ve 1 değerine yakın bir değerde olması beklenir [20].

### 3. DENEY SONUÇLARI

Bu çalışmada, meme kanseri teşhisinde Python programlama dili ile geliştirilmiş scikit-learn kütüphanesinden yararlanılmıştır. scikit-learn, makine öğrenmesi ve veri madenciliği alanında geliştirilmiş algoritmalara ait fonksiyonları içeren ve son zamanlarda artan bir şekilde kullanılan bir kütüphanedir. Deneyler Windows 10 işletim sisteminde, Python'un 3.6.3 sürümü, scikit-learn kütüphanesinin 0.23.2 sürümü kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tüm deneyler, 8 GB RAM'e sahip (Intel (R) Core(TM) i7-4510U CPU @ 2.00GHz 2.60 GHz) bir bilgisayarda gerçekleştirilmiştir.

Çalışmada sınıflandırma aşamasında naif bayes (NB, naive bayes) [21], k en yakın komşu (kNN, k nearest neighbour) [22], karar ağacı (DT, decision tree) [23], rasgele orman (RF, random forest) [24], yapay sinir ağları (ANN, Artificial neural network) [25] ve destek vektör makineleri (SVM, support vector machine) [26] algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmalar, literatürde meme kanseri teşhisi için yapılan çalışmalarda başarılı sonuçlar verdiği için tercih edilmiştir. Yapılan deney sonuçlarında algoritmaların her biri ile elde edilen karmaşıklık matrisleri Tablo 4'de verilmektedir.

**Tablo 4.** Sınıflandırma algoritmalarının karmaşıklık matris sonuçları.

		Tahmin edilen sınıf etiketi											
		SVM		ANN		kNN		NB		DT		RF	
		B	M	B	M	B	M	B	M	B	M	B	M
Gerçek sınıf etiketi	B	352	5	352	5	352	5	337	20	341	16	349	8
	M	8	204	10	202	14	198	16	196	26	186	15	197

Tablo 4’de verilen karmaşıklık matrisinden her bir sınıflandırıcıdan elde edilen DP ve DN değerleri ile önerilen ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması işletilmektedir. Bu algoritmaya göre en iyi sınıflandırma kombinasyonunun [SVM, ANN, kNN, NB] ile elde edildiği sonucuna varılmıştır. Bu dört sınıflandırma algoritmasının DP ve DN ağırlıkları ile bir araya getirilmesi ile elde edilen yeniden sınıflandırma sonucuna ait karmaşıklık matrisi Tablo 5’de verilmektedir.

**Tablo 5.** Önerilen algoritmanın karmaşıklık matrisi.

		Tahmin Edilen Sınıf Etiketleri	
		M	B
Gerçek Sınıf Etiketleri	M	355	2
	B	5	207

Tablo 4 ve Tablo 5’den elde edilen karmaşıklık matrisleri kullanılarak tüm algoritmalarının doğruluk, hassasiyet, hatırlama, f-ölçütü ve AUC performans ölçütleri açısından karşılaştırılmasını sağlayan Tablo 6 elde edilmiştir.

**Tablo 6.** Algoritmaların genel performans karşılaştırması.

	Doğruluk	Hassasiyet	Hatırlama	F-ölçütü	AUC
<b>Önerilen Algoritma</b>	<b>98.77</b>	<b>99.40</b>	<b>98.60</b>	<b>99.10</b>	<b>99.80</b>
<b>SVM</b>	97.60	97.80	98.60	98.20	99.60
<b>ANN</b>	97.40	97.50	98.30	97.90	99.50
<b>RF</b>	94.70	95.90	97.50	96.70	98.50
<b>NB</b>	93.70	95.50	94.40	93.70	98.40
<b>kNN</b>	93.50	93.50	96.40	94.90	96.50
<b>DT</b>	92.60	92.90	95.50	94.20	89.80

Tablo 6’da görüldüğü üzere önerilen algoritma ile her bir sınıflandırıcıdan bireysel olarak elde edilen başarıya göre daha yüksek değerlerde bir başarı elde edilmiştir. Tıbbi teşhis araştırmalarında, kesinlik ve hatırlama performansı raporlamak için kullanılan ana ölçütlerdir. F-ölçüsü, tıbbi teşhislerde performansın raporlanmasında da önemlidir, çünkü kesinlik ve hatırlamayı karşılaştırmalar için kullanımı daha basit olan bir yöntem olan tek bir metrik altında birleştirir. Tablo 6’da elde edilen F-ölçütü değerleri incelendiğinde ise yine en iyi sonuçlara önerilen algoritma ile erişildiğini söyleyebiliriz.

#### 4. SONUÇLAR

Tıbbi alandaki teşhis süreci çok pahalı ve zaman alıcıdır. Bu çalışmada, meme kanseri tanısı için ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması önerilmektedir. Önerilen algoritma, birden fazla sınıflandırma algoritmasının bir arada çalışma prensibine dayanmaktadır. Sınıflandırma algoritmaları ağırlıklı oylama yöntemi ile bir araya getirilerek her bir algoritmadan tek başına elde edilen sonucun iyileştirilmesi sağlanmaktadır. Önerilen ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması dört aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada, veri ön işleme aşaması olup bu aşamayı sınıflandırma aşaması izlemektedir. Üçüncü aşamada, sınıflandırma işleminden elde edilen performans değerleri ile ağırlıklı oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması kullanılarak yeniden sınıflandırma işlemini gerçekleştirmektedir. Önerilen oy tabanlı topluluk sınıflandırma algoritması ile %98.77 doğruluk değeri elde edilerek

sınıflandırma aşamasında kullanılan her bir sınıflandırma algoritmasının bireysel performansından daha iyi bir değer elde edilmiştir. Bu çalışmada önerilen algoritma, makine öğrenimi tekniğinin meme kanseri teşhisinde klinik asistan olarak kullanılabilmesini ve yanlış teşhis durumunda yeni doktorlar veya hekimler için çok faydalı olacağını öne sürmektedir. Bu çalışmada önerilen algoritmanın, meme kanseri teşhisinde yüksek doğrulukla otomatik olarak tespit edebildiği sonucuna varabiliriz.

Gelecek çalışmalar ve araştırmaların, algoritmaların çeşitlendirilmesi, teknolojinin ilerlemesi vb. birçok durum ile hastalıkların teşhisinde bilgisayar sistemlerinin önemi artacaktır. İnsan tarafından yapılabilecek hatalar, hastalık teşhislerinin gecikmesi vb. durumlar makine öğrenmesi, yapay zeka gibi bilimlerle azaltılarak hata payı daha da düşürülecektir.

### Yazar Katkıları

Sinem Bozkurt Keser – Makale yazımı, literatür araştırması, yöntem, veri işleme, deneysel çalışmalar.  
Kemal Keskin – Makale yazımı, özet, literatür araştırması, düzeltmeler.

### Çıkar Çatışması

Makale yazarları aralarında herhangi bir çıkar çatışması olmadığını beyan ederler.

### KAYNAKÇA

- [1] The American Cancer Society, “What is Breast Cancer”. url: <https://www.cancer.org/cancer/breast-cancer/about/what-is-breast-cancer.html>. (Erişim Tarihi: 22/03/2022).
- [2] T. S. Subashini, V. Ramalingam, and S. Palanivel, “Breast mass classification based on cytological patterns using RBFNN and SVM,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 3, pp. 5284–5290, 2009.
- [3] R. M. Levenson, E. A. Krupinski, V. M. Navarro, and E. A. Wasserman, “Pigeons (*Columba livia*) as trainable observers of pathology and radiology breast cancer images.” *PLoS One*, vol. 10, no. 11, p. e0141357, 2015.
- [4] M. F. Akay, “Support vector machines combined with feature selection for breast cancer diagnosis,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 2, pp. 3240–3247, 2009.
- [5] D. West, P. Mangiameli, R. Rampal, and V. West, “Ensemble strategies for a medical diagnostic decision support system: A breast cancer diagnosis application,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 162, no. 2, pp. 532–551, 2005.
- [6] S. Aruna, S. Rajagopalan, Nandakishore, “L. Knowledge based analysis of various statistical tools in detecting breast cancer” *Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 2, pp. 37–45, 2011.
- [7] V. Chaurasia, S. Pal, “Data mining techniques: To predict and resolve breast cancer survivability” *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, vol. 3, pp. 10–22, 2011.
- [8] H. Asri, H. Mousannif, H. Al Moatassime, T. Noel, “Using machine learning algorithms for breast cancer risk prediction and diagnosis.” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 83, pp. 1064–1069, 2016.
- [9] D. Wang, D. Zhang, and Y. H. Huang “Breast Cancer Prediction Using Machine Learning”, vol. 66, no.7, 2018
- [10] M. K. Keles, M. Kaya, "Breast Cancer Prediction and Detection Using Data Mining Classification Algorithms: A Comparative Study", *Tehnicki Vjesnik - Technical Gazette*, vol. 26, no. 1, p. 149, 2019.
- [11] R. K. Kavitha<sup>1</sup>, D. D. Rangasamy, “Breast Cancer Survivability Using Adaptive Voting Ensemble Machine Learning Algorithm Adaboost and CART Algorithm”, vol. 3, no. 1, 2014.
- [12] L. G. Ahmad, A. Eshlaghy, A. Poorebrahimi, M. Ebrahimi, A. Razavi, and others, “Using three machine learning techniques for predicting breast cancer recurrence”, *J Health Med Inform*, vol.4, no. 3, 2013.
- [13] A. Alharbi, F. Tchier, “Using a genetic-fuzzy algorithm as a computer aided diagnosis tool on Saudi Arabian breast cancer database”, *Mathematical Biosciences*, vol. 286, pp. 39–48, 2017.
- [14] M. M Ghiasi, S. Zendejboudi, “Application of decision tree-based ensemble learning in the classification of breast cancer”, *Computers in Biology and Medicine*, vol. 128, p. 104089, 2021.
- [15] P. Ghosh, A. Karim, S. T. Atik, S. Afrin, M. Saifuzzaman, “Expert cancer model using supervised algorithms with a LASSO selection approach”, *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 2631–2639, 2021.
- [16] J. Han and M. Kamber, “Data Mining Concepts and Techniques”, Morgan Kaufman Publishers, 2000.
- [17] P. Cabena, P. Hadjinian, R. Stadler, J. Verhees, and A. Zanasi, “Discovering Data Mining: From Concept to Implementation”, Upper Saddle River, N. J., Prentice Hall, 1998.
- [18] A. S. Assiri, S. Nazir, and S. A. Velastin, “Breast Tumor Classification Using an Ensemble Machine Learning Method”, *Journal of Imaging*, vol. 6, no. 6, p. 39, 2020.
- [19] T. Mitchell, “Machine Learning”, New York, USA, McGraw Hill, 1997.
- [20] P. Harrington, “Machine Learning in Action”, New York, USA, Manning Publications, 2012.
- [21] S. Aruna, S. Rajagopalan, L. Nandakishore, “Knowledge based analysis of various statistical tools in detecting breast cancer”, *Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 2, pp. 37–45, 2011.



- [22] H. Asri, H. Mousannif, H. Al Moatassime, T. Noel, "Using machine learning algorithms for breast cancer risk prediction and diagnosis", *Procedia Comput. Sci.*, vol. 83, pp. 1064–1069, 2016.
- [23] D. Delen, G. Walker, A. Kadam, "Predicting breast cancer survivability: A comparison of three data mining methods", *Artif. Intell. Med.*, vol. 34, pp. 113–127, 2005.
- [24] T. Al-Quraishi, J. H. Abawajy, M. U. Chowdhury, S. Rajasegarar, A. S. Abdalrada, "Breast cancer recurrence prediction using random forest model", In *Adv. In- tell. Syst. Comput.*, pp. 318–329, 2018.
- [25] N. Shukla, M. Hagenbuchner, K. T. Win, J. Yang, "Breast cancer data analysis for survivability studies and prediction", *Comput. Methods Programs Biomed*, vol. 155, pp. 199–208, 2018.
- [26] K. Kourou, T. P. Exarchos, K. P. Exarchos, M. V. Karamouzis, D. I. Fotiadis, "Machine learning applications in cancer prognosis and prediction", *Comput. Struct. Biotechnol. J.*, vol. 13, pp. 8–17, 2015.