



ULUSLARARASI 3B YAZICI TEKNOLOJİLERİ
VE DİJİTAL ENDÜSTRİ DERGİSİ

INTERNATIONAL JOURNAL OF 3D PRINTING
TECHNOLOGIES AND DIGITAL INDUSTRY

ISSN:2602-3350 (Online)

URL: <https://dergipark.org.tr/ij3dptdi>

HAVA ARAÇLARINDA BUZLANMA RİSK DERECESİNİN YAPAY ZEKA İLE TAHMİN EDİLMESİ

ESTIMATING THE DEGREE OF ICING RISK ON AIRCRAFT BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Yazarlar (Authors): Fatmanur ATEŞ*^{id}, Ramazan ŞENOL^{id}

Bu makaleye şu şekilde atıfta bulunabilirsiniz (To cite to this article): Ateş F., Şenol R., "Hava Araçlarında Buzlanma Risk Derecesinin Yapay Zeka İle Tahmin Edilmesi" *Int. J. of 3D Printing Tech. Dig. Ind.*, 5(3): 457-468, (2021).

DOI: 10.46519/ij3dptdi.957478

Araştırma Makale/ Research Article

Erişim Linki: (To link to this article): <https://dergipark.org.tr/en/pub/ij3dptdi/archive>

HAVA ARAÇLARINDA BUZLANMA RİSK DERECESİNİN YAPAY ZEKA İLE TAHMİN EDİLMESİ

Fatmanur ATEŞ^{a*} , Ramazan ŞENOL^a 

^aIsparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Türkiye

* Sorumlu Yazar: fatmanurates@isparta.edu.tr

(Geliş/Received: 25.06.2021; Düzeltme/Revised: 06.10.2021; Kabul/Accepted: 19.11.2021)

ÖZ

Hava araçlarında buzlanma geçmişten günümüze havacılık alanında ciddi problemlerden biridir. Buzlanma hava araçlarının performansını düşürür ve hava aracının hakimiyetinin kaybedilip düşmesine, bunun sonucu olarak ise ölüm ve yaralanmalara sebep olabilir. Literatürde hava aracı üzerinde oluşan buzlanmadan ötürü pek çok kaza meydana gelmiştir ve günümüzde de halen meydana gelmektedir. Hava araçlarında buzlanma probleminin önüne geçebilmek için buz önleme ve buz giderme sistemleri önerilmiştir. Buz önleme ve giderme sistemlerinin doğru zamanda devreye alınıp çıkarılması önem arz eder. Aynı zamanda buz önleme ve giderme sistemlerinin çalıştırılıp kapatılması için buzlanmanın varlığına göre kararı pilota bırakmamakta insan kaynaklı hataların önüne geçmeyi sağlar. Bu çalışmada buzlanma risk derecesinin karar ağaçları algoritması kullanarak tahmin edilmesi gerçekleştirilmiştir. Karar ağacı algoritması hold-out, k kat çapraz doğrulama ve biri dışarda çapraz doğrulama modelleri için kurulmuştur. Hold-out yöntemi için farklı doğrulama verisi oranları kullanılmış, k kat çapraz doğrulama modeli için ise farklı k kat değerleri kullanılmıştır. Sonuçlar performans değerlendirme metriklerinden doğruluk, duyarlılık, kesinlik ve F-ölçütü kullanılarak belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Hava Araçlarında Buzlanma, Karar Ağaçları, Hold-Out, K Kat Çapraz Doğrulama, Biri Dışarda Çapraz Doğrulama.

ESTIMATING THE DEGREE OF ICING RISK ON AIRCRAFT BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

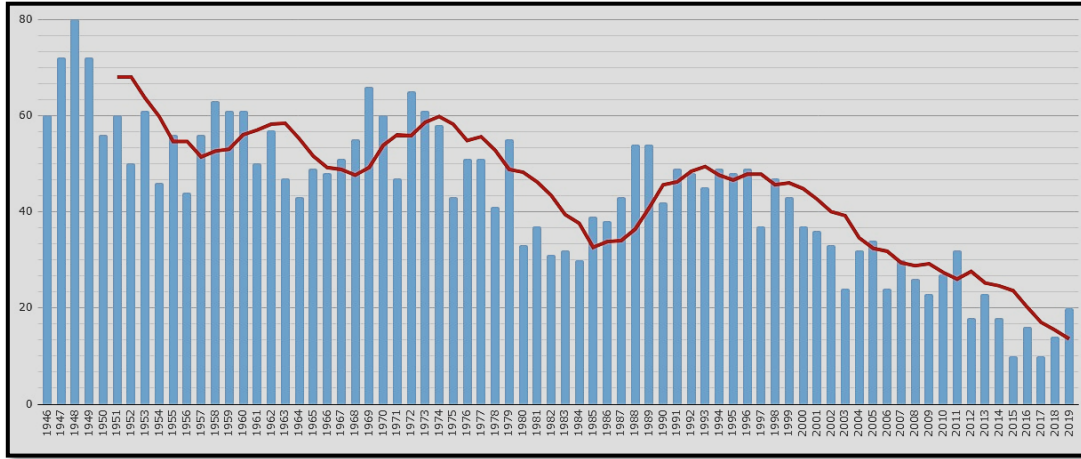
ABSTRACT

Icing on aircraft is one of the serious problems in aviation from past to present. Icing reduces aircraft performance and can cause aircraft to lose control and fall, resulting in death and injury. Many accidents have occurred in the literature due to icing on the aircraft, and they still occur today. Anti-icing and de-icing systems have been proposed to prevent icing problems in aircraft. It is important that anti-icing and de-icing systems are activated and de-iced at the right time. At the same time, it does not leave the decision to the pilot according to the presence of icing for the operation and shutdown of the anti-icing and de-icing systems, thus preventing human-induced errors. In this study, the icing risk degree was estimated using decision trees algorithm. The decision tree algorithm is established for hold-out, k-fold cross-validation and leave-one-out cross-validation models. Different validation data rates were used for the hold-out method, and different k-fold values were used for the k-fold cross-validation model. Results were determined using the performance evaluation metrics accuracy, sensitivity, precision and F-score.

Keywords: Aircraft Icing, Decision Trees, Hold-Out, K-Fold Cross-Validation, Leave-One-Out Cross-Validation

1. GİRİŞ

Günümüzde teknolojinin hızla ilerlemesi ile birlikte yapay zeka kavramı da günlük hayatın vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. Yapay zeka, literatürde enerji [1], hava sıcaklığı ve hava kirliliği [2-3], meteorolojik durumlar [4], sağlık [5] ve tarım [6] gibi birçok alanda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Yapay zekanın önemli kullanım alanlarından birisi de ulaşım sektörüdür. Ulaşım araçları insanların günlük yaşamını kolaylaştıran, zamandan tasarruf etmelerini sağlayan önemli elemanlardır. Ancak her alanda olduğu gibi ulaşım alanında da oluşan yenilikler beraberinde bazı tehlikeli durumları getirebilir. Hava araçlarının icat edilmesiyle birlikte günlük hayatın daha da kolaylaşması ancak hava araçlarına ilişkin kırım-kazaların yaygın olması bu duruma örnek verilebilir. Bu sebepten teknoloji, yenilikleriyle birlikte gelen kazalarında azalması adına şekillenmektedir. Şekil 1’de “Aviation Safety Network” sitesinde yayınlanan grafik bu duruma örnek gösterilebilir. 1946-2019 yılları arasında 12 yolcu ve üzeri taşıma kapasitesine sahip uçak kazaları son yıllara doğru belirgin azalış göstermiştir [7].



Şekil 1. 1946-2019 yılları ve arasında uçak kazaları [7].

Buzlanma hava aracı kazalarında göz ardı edilmemesi gereken önemli bir konudur. Buzlanmadan kaynaklı hava aracı kazalarının önüne geçilebilmesi için pek çok çalışma literatüre kazandırılmıştır. Buzlanmayı önleyebilmek veya oluşmuş buzlanmayı hava aracından söküp atabilmek adına buz önleme ve buz giderme sistemleri önerilmiştir [8-11]. Bir uçak kanadını veya hava aracına ait herhangi bir yüzeyi buzlanmadan korumak için ısı hesaplamaları üzerine çalışmalar literatürde yer almaktadır [9-12]. Ayrıca buz önleme ve buz giderme sistemlerinin doğru zamanda devreye alıp-çıkartılması için buzlanma tespiti, birikimi [13-14] ve buzlanma risk derecesi belirleme üzerine çalışmalar mevcuttur [15-16]. Bu çalışmada da buzlanma risk derecesinin tahmin edilmesinde yapay zeka yöntemlerinden karar ağaçları uygulanmıştır. Karar ağaçları hold-out, k kat çapraz doğrulama ve biri dışarda çapraz doğrulama modelleri için kurulmuştur. Hold-out modeli için doğrulama verileri %20, %25, %30, %35 ve %40 oranlarında seçilerek ve k kat çapraz doğrulama modeli için k değeri 2,3,4,5 ve 6 olarak seçilerek algoritmanın doğruluk değişimi, performans değerlendirme metrikleriyle gözlenmiştir.

2. MATERYAL VE METOT

Hava araçlarında buzlanmanın fark edilmesi ve mevcut buzlanmayı ortadan kaldırmak, yeni oluşacak buzlanmayı önlemek için çeşitli alanlarda çözüm önerileri sunulmuştur. Bu kısımda buzlanmaya ilişkin temel kavramlar ve buzlanma risk derecesinin belirlenebilmesi için önerilen yönteme ilişkin bazı teorik bilgilere yer verilecektir.

2.1. Havacılıkta Buzlanma ile İlgili Bazı Temel Bilgiler

Hava araçlarında buzlanma uçakların kullanılmaya başladığı günden bu yana üzerinde çalışılan bir konu olma özelliğini korumaktadır. Bu bölümde havacılıkta buzlanma ile ilgili ve buzlanma risk derecesi tahmininde kullanılan yöntem üzerine bazı teorik bilgilere yer verilecektir.

2.1.1. Hava araçlarında buzlanma kavramı

Hava araçlarında buzlanma, meteorolojik koşullara bağlı olan atmosferik koşulların ortaya çıkardığı uçuş emniyetini riske atan önemli hadiselerden biridir. Hava araçlarında buzlanma, hava aracı yerdeyken ya da havadayken oluşabilir [17]. Buzlanma hadisesi sadece kış mevsiminde meydana gelmez [13]. Buzlanma hava aracı tiplerine göre de farklı etkiler gösterir. Buzlanma hava aracı yüzeyinde ağırlık artışına sebep olur, güç ve hızı düşürür. Hava aracının kararlılığını ve kontrolünü bozar, kazalara sebep olabilir. Buzlanma, sürüklenme kuvvetinde artışa sebep olur, buna bağlı olarak hava aracının hızı düşer ve yakıt tüketimi artar [18]. Şekil 2.' de buzlanma oluşmuş hava aracı görüntüleri verilmiştir [19].

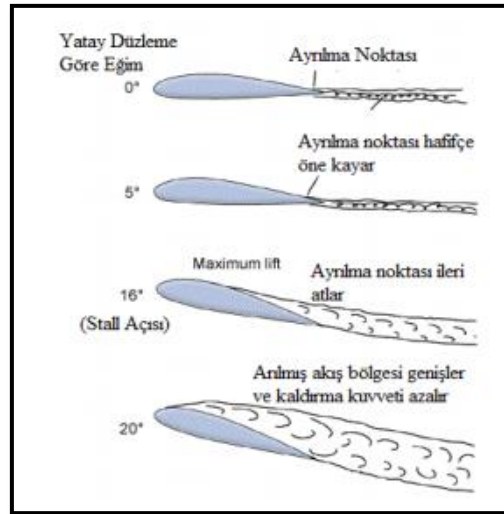


Şekil 2. Buzlanma oluşmuş hava aracı görüntüleri [19].

2.1.2. Buzlanmanın uçuş emniyetine etkisi

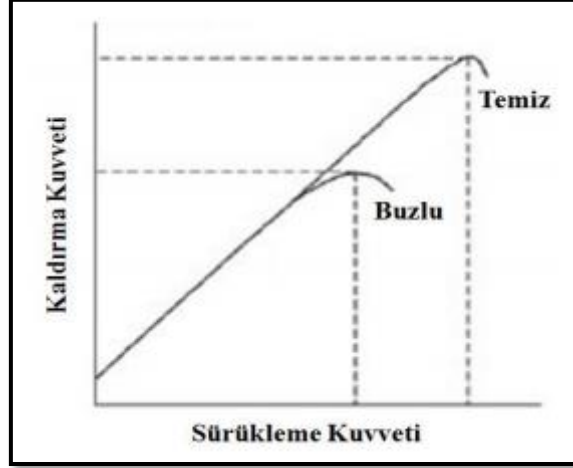
Hava araçlarında buzlanma çeşitli kısımlarda meydana gelebilir. Buzlanma hava araçlarının performansının düşmesine ve var olan buzun atılmaması ve birikmesiyle hava aracının kontrolünün kaybedilip düşmesine sebep olabilir [20].

Uçaklarda buzlanma için en yaygın buzlanma etkilerinden biri kanadın stol olma durumu yani perdövitestir. Uçağın uçuş performansını artırmak için kanat profili etrafında oluşan kaldırma kuvvetinin artırılması ve sürüklenme kuvvetinin azaltılması gerekmektedir. Bunu sağlamanın yöntemlerinden biri uçağın kanatlarında yer alan hücum açısını artırmaktır. Hücum açısı hava aracının hız vektörü ile kanat veter yönü arasında kalan açıdır. Hücum açısı artırıldığında kaldırma kuvveti de artar ancak bu açı belli bir değeri geçerse akım çizgileri kanat üzerinde tutunamaz. Hücum açısı arttıkça akım ayrılma noktası hücum kenarlarına yaklaşır ve 12-14 derece açıdan sonra akım ayrılması (Stol) başlar. Hücum açısının bu açı değerinin üzerinde olması sürüklenme kuvvetinin artışına kaldırma kuvvetinin düşmesine sebep olur [21]. Kanatlarda oluşan az miktarda buzlanma bile uçağın hücum açısını değiştirebilir [22]. Şekil 3'de buzlanmaya bağlı olarak hücum açısının değişimi verilmiştir [16].



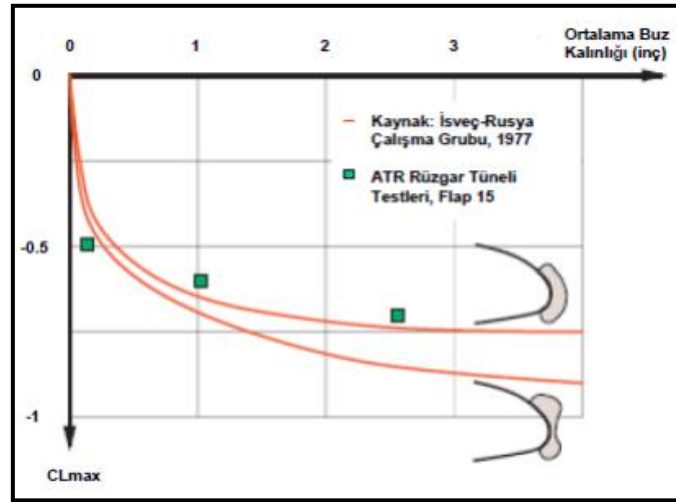
Şekil 3. Farklı hücum açılarında kanat profilinin görünümü [16].

Uçaklarda buzlanma için en yaygın buzlanma etkilerinden bir diğeri sürüklenme kuvvetidir. Buzlanma uçağa etki eden sürüklenme kuvvetini artırır. Sürüklenme kuvvetinin artması uçağın hızını düşürür ve yakıt tüketimini artırır. Sürüklenme kuvveti ile kaldırma kuvveti arasında Şekil 4' te verilen görseldeki gibi bir ilişki vardır [23, 18].



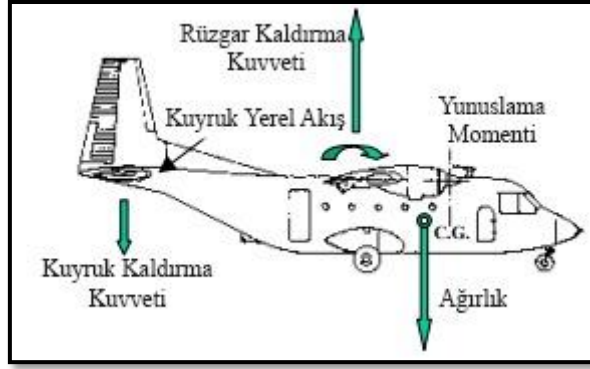
Şekil 4. Sürüklenme kuvveti ile kaldırma kuvveti arasındaki ilişki [18].

Uçaklarda buzlanmanın meydana gelmesi uçağa etki eden kaldırma kuvvetinde de değişikliğe sebep olur. Literatürde yapılan ölçümlere göre buzlanma derecesinin azalmasıyla maksimum kaldırma kuvveti katsayısı (CL_{max}) da azalmaktadır. Şekil 5'te ATR Uçağının ortalama buz kalınlığının değişimine göre kaldırma kuvveti katsayısı değişimi verilmiştir [9].

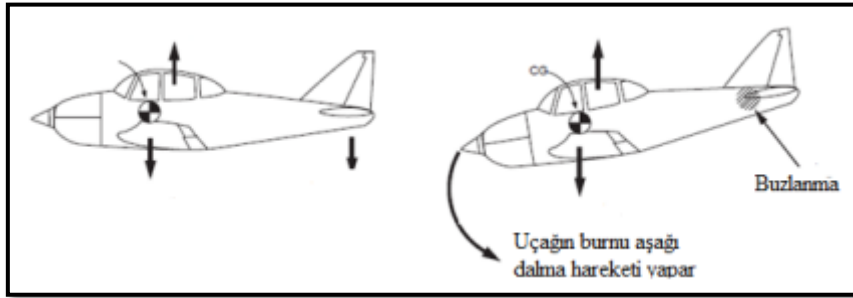


Şekil 5. ATR uçağının ortalama buz kalınlığının değişimine göre kaldırma kuvveti katsayısı değişimi [9].

Uçaklarda bulunan kuyruk kısmı denge için önemlidir. Çoğu geleneksel uçaklarda uçağın ağırlık merkezi kanat aerodinamik merkezinin önünde yer alır. Bu nedenle, kanat kaldırma ve uçak ağırlığı, arka düzlem kuvveti tarafından dengelenen bir aşağı itme momenti oluşturur [20]. Arka düzlemde meydana gelecek olan bir buzlanma dengeyi değiştirir ve uçağın statik kararlılığını bozar. Şekil 6'da kuyruk bölgesinin uçağın dengesine etkisi gösterilmiştir. Şekil 7' de ise kuyrukta meydana gelen buzlanmanın etkisi görülmektedir [16].



Şekil 6. Uçaktaki kuyruk bölgesinin uçak dengesine etkisi [20].



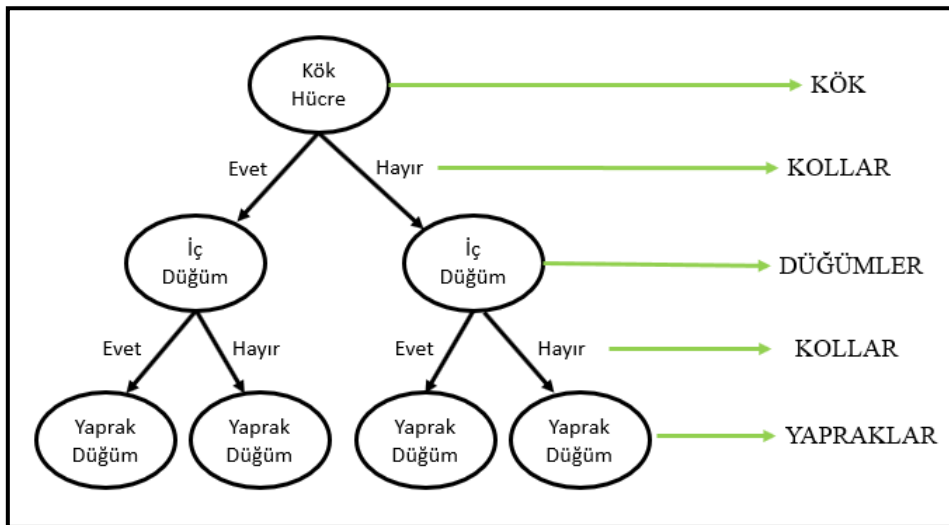
Şekil 7. Kuyrukta oluşan buzlanmanın uçak dengesine etkisi [16].

2.2. Veri Sınıflandırmada Karar Ağaçları ve Uygulaması

Literatürde veri sınıflandırma için pek çok yöntem önerilmiştir. Karar ağaçları algoritması veri sınıflandırmada sıklıkla tercih edilen yapay zeka algoritmalarından biridir. Yapay zeka modellerini değerlendirmede ve uygulanan değerlendirme modellerinin performanslarını değerlendirmede de farklı yöntemler uygulanmaktadır. Bu kısımda bu yöntemlerden bahsedilecektir.

2.2.1. Karar ağaçları

Karar ağaçları sınıflandırma algoritmaları içerisinde yer alan algoritmalardandır. Karar ağaçları güvenilirliklerinin daha fazla olması ve kolay yorumlanabilmesi sebebiyle literatürde kullanımı yaygın olarak tercih edilen algoritmalardandır [24]. Karar ağaçları; kök, karar düğümleri, dallar ve yapraklardan oluşan ağaç görünümüne sahip bir algoritmadır. Karar ağacı kök düğüm ile başlar yapraklara kadar devam eder. Yapraklar elde edilen sınıflardır [25-26]. Karar ağaçları temel görünümü Şekil 8'de verilmiştir.



Şekil 8. Karar ağaçları yapısı.

2.2.2. Model değerlendirme yöntemleri

Çalışmada veri seti bölme çeşitlerinin model başarımına etkisini gözlemleyebilmek amacıyla, literatürde yaygın olarak kullanılan yöntemlerden hold-out yöntemi, k kat çapraz doğrulama, biri dışarda çapraz doğrulama kullanımı tercih edilmiştir. Hold-out çapraz doğrulamada veri seti eğitim ve doğrulama olarak tek bir bölünmede ayrılır [27]. Eğitim ve doğrulama verilerinin ayrımı için belli bir oran yoktur ancak modeldeki varyantın çok geniş olmaması için genellikle veri setindeki verilerin 2/3'ü eğitim 1/3'ü doğrulama için kullanılır [28]. K kat çapraz doğrulamada veriler k kadar eşit parçaya bölünür. Bölünen veri setinin bir parçası test işlemi için k-1 parçası ise eğitim için kullanılır. Her bir parça test verisi olacak şekilde bu işlem k kadar tekrarlanır. Modelin doğruluğunun elde edilmesi için yinelemelerin ortalaması alınır [29]. Biri dışarda çapraz doğrulamada (leave-one-out cross validation) ise veri kümesindeki bir örnek test verisi olarak, geriye kalan veriler ise eğitim verisi olarak kullanılır [30]. Bu işlem her bir verinin test verisi olarak kullanılmasıyla devam eder ve ortalama hata hesaplanır [31].

2.2.3. Modelinin performansının değerlendirilmesi için kullanılan metrikler

Eğitilen modellerin değerlendirilmesinde kullanılan yöntemler performans değerlendirme metrikleridir. Modellerin bu değerlendirmelerin sonuçlarına göre karşılaştırılmasını sağlar. Genellikle ikili sınıflandırma için oluşturulan hata matrisinin kullanılmasıyla elde edilir. Çizelge 1.'de hata matrisi verilmiştir [32].

Çizelge 1. İkili sınıftan oluşan hata matrisi [32]

		Tahmin Sınıfı	
		Pozitif	Negatif
Gerçek Sınıf	Pozitif	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
	Negatif	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)

Çizelge 1.'deki tabloda; doğru pozitif; pozitif sınıfa ait doğru etiketlenmiş verileri, doğru negatif; negatif sınıfa ait doğru etiketlenmiş verileri, yanlış pozitif; negatif sınıfa ait yanlış etiketlenmiş verileri, yanlış negatif; pozitif sınıfa ait yanlış etiketlenmiş verileri temsil eder. Sınıflandırma performansları ise çizelge 2.'de kullanılan değerlendirme metrikleri ile belirlenir [32].

Çizelge 2. Performans değerlendirme metrikleri [32]

Performans Değerlendirme Metriği	Formül	Tanım
Doğruluk (Accuracy)	$\frac{DP + DN}{DP + YP + DN + YN}$	Pozitif ve negatif sınıflarına ait olan doğru sınıflandırılmış verilerin tüm verilere oranıdır.
Duyarlılık (Recall)	$\frac{DP}{DP + YN}$	Pozitif sınıfa ait olan doğru sınıflandırılmış verilerin pozitif sınıfa ait tüm verilere oranıdır.
Kesinlik (Precision)	$\frac{DP}{DP + YP}$	Pozitif sınıfa ait olan doğru sınıflandırılmış verilerin pozitif olarak etiketlenmiş tüm verilere oranıdır.
F Ölçütü (F-Score)	$\frac{2 * Duyarlılık * Kesinlik}{Duyarlılık + Kesinlik}$	Performans değerlendirme ölçütlerinden duyarlılık ve kesinliği harmonik ortalamasıdır.

2.3. Veri Setinin Hazırlanması

Çalışma için buzlanma risk derecesi veri seti Gliwa ve arkadaşlarının Polonya Hava Kuvvetlerinin havacılık öğrencileri için kullanmış oldukları deneysel veriler temel alınarak literatür çalışmaları da göz önünde bulundurularak oluşturulmuştur [15]. Veri seti dört giriş, dört çıkışlıdır. Buzlanmaya etki eden

en önemli parametreler; sıcaklık ve nemdir. Bu çalışmada sıcaklık, nem, hava aracı sıcaklığı ve yağış bilgisi göz önünde bulundurularak buzlanma derecesi tahmini yapılmıştır. Oluşturulan veri seti 3025 adet veri içermektedir. Dört giriş değeri için, çıkış bilgisinin buzlanma yok (0), izle (1), orta (2) ya da kritik (3) buzlanma risk derecesi olma durumu tahmini yapılmaktadır.

2.4. Karar Ağaçları Uygulaması

Hava araçları buzlanma risk derecesi sınıflandırmasında makine öğrenmesi algoritmalarından karar ağaçları kullanılmıştır. Karar ağaçları hold-out yöntemi, k kat çapraz doğrulama ve biri dışarda çapraz doğrulama modelleri için uygulanmıştır. Hold-out yöntemi için farklı doğrulama oranlarında model eğitilmiş, k kat çapraz doğrulama modeli için ise farklı k kat değerlerinde model eğitilmiştir. Uygulanan modellerin performansı performans değerlendirme metriklerinden doğruluk, duyarlılık, kesinlik ve F ölçütü kullanılarak değerlendirilmiştir. Ayrıca modellere ait doğruluk matrisleri verilmiştir.

3. DENEYSEL BULGULAR

Çalışmada buzlanma risk derecesi tahmini için 3025 tane veriden oluşan veri seti karar ağaçları yöntemi ile çeşitli modeller kullanılarak eğitilmiştir. Modeller farklı performans değerlendirme metrikleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Buzlanma risk dereceleri buzlanma yok (0), izle (1), orta (2) ve kritik (3) olmak üzere dört sınıftır.

3.1. Hold-out Modelinin Karar Ağaçları Algoritması ile Uygulama Sonuçları

Modellerden hold-out yöntemine ait performans değerlendirme sonuçları çizelge 3'te, ve bu yöntemle ait farklı doğrulama verisi oranlarında elde edilen doğruluk matrisleri çizelge 4.'te verilmiştir.

Çizelge 3: Hold-out modeli kullanılarak farklı doğrulama verisi oranlarında modelin performansı

Doğrulama verisi oranı \ Değerlendirme metriği	Doğrulama verisi oranı: %20	Doğrulama Verisi oranı: %25	Doğrulama Verisi oranı: %30	Doğrulama Verisi oranı: %35	Doğrulama Verisi oranı: %40
Doğruluk	%73,39	%78,31	%77,84	%76,47	%75,70
Duyarlılık	%74,71	%78,25	%77,53	%76,59	%76,74
Kesinlik	%73,10	%78,06	%77,12	%75,98	%76,31
F puanı	%73,90	%78,15	%77,32	%76,28	%76,52

Çizelge 4. Farklı doğrulama verisi oranlarında hold-out modeli için doğruluk matrisleri

Doğrulama verisi oranı	Doğruluk Matrisi				
%20 iken	Tahmini Sonuçlar				
	0	1	2	3	
Orjinal Sonuçlar	0	146	33	5	0
	1	21	94	32	1
	2	7	9	107	12
	3	0	1	40	97

%25 iken	Tahmini Sonuçlar <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>190</td> <td>39</td> <td>2</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>27</td> <td>133</td> <td>22</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>8</td> <td>13</td> <td>128</td> <td>19</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>3</td> <td>1</td> <td>28</td> <td>141</td> </tr> </tbody> </table>		0	1	2	3	0	190	39	2	0	1	27	133	22	2	2	8	13	128	19	3	3	1	28	141
	0	1	2	3																						
0	190	39	2	0																						
1	27	133	22	2																						
2	8	13	128	19																						
3	3	1	28	141																						
%30 iken	Tahmini Sonuçlar <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>245</td> <td>26</td> <td>6</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>44</td> <td>141</td> <td>34</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>8</td> <td>11</td> <td>146</td> <td>37</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>3</td> <td>1</td> <td>30</td> <td>174</td> </tr> </tbody> </table>		0	1	2	3	0	245	26	6	0	1	44	141	34	1	2	8	11	146	37	3	3	1	30	174
	0	1	2	3																						
0	245	26	6	0																						
1	44	141	34	1																						
2	8	11	146	37																						
3	3	1	30	174																						
%35 iken	Tahmini Sonuçlar <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>270</td> <td>44</td> <td>9</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>56</td> <td>176</td> <td>26</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>10</td> <td>31</td> <td>170</td> <td>24</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>46</td> <td>193</td> </tr> </tbody> </table>		0	1	2	3	0	270	44	9	0	1	56	176	26	0	2	10	31	170	24	3	1	2	46	193
	0	1	2	3																						
0	270	44	9	0																						
1	56	176	26	0																						
2	10	31	170	24																						
3	1	2	46	193																						
%40 iken	Tahmini Sonuçlar <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>0</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0</td> <td>259</td> <td>100</td> <td>11</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>1</td> <td>31</td> <td>207</td> <td>55</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>9</td> <td>17</td> <td>220</td> <td>22</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>4</td> <td>2</td> <td>42</td> <td>230</td> </tr> </tbody> </table>		0	1	2	3	0	259	100	11	0	1	31	207	55	1	2	9	17	220	22	3	4	2	42	230
	0	1	2	3																						
0	259	100	11	0																						
1	31	207	55	1																						
2	9	17	220	22																						
3	4	2	42	230																						

3.2. K Kat Çapraz Doğrulama Modelinin Karar Ağaçları Algoritması ile Uygulama Sonuçları

Veri seti üzerinde k kat çapraz doğrulama modeli k kat sayısı 2,3,4,5,6 için uygulanmıştır ve sonuçlar performans değerlendirme metriklerinden doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve f ölçütü kullanılarak değerlendirilmiştir. Sonuçlar çizelge 5'te verilmiştir.

Çizelge 5. K kat çapraz doğrulama modeli kullanılarak farklı k kat değerlerinde modelin performansı

Çapraz Doğrulama için k katsayısı \ Değerlendirme metriği	K kat sayısı: 2	K kat sayısı: 3	K kat sayısı: 4	K kat sayısı: 5	K kat sayısı: 6
Doğruluk	%76,30	%76,13	%76,33	%77,06	%76,20
Duyarlılık	%77,01	%76,44	%76,72	%76,99	%75,95
Kesinlik	%76,24	%75,77	%76,11	%76,47	%75,68
F puanı	%76,62	%76,10	%76,41	%76,73	%75,81

K kat çapraz doğrulama modeli için farklı k değerlerinde modelin doğruluk matrisi ise çizelge 6.'da verilmiştir.

Çizelge 6. Farklı k değerlerinde k kat çapraz doğrulama modeli için doğruluk matrisleri

Doğrulama verisi oranı	Doğrululuk Matrisi					
K = 2 iken	Tahmini Sonuçlar					
	<i>Orijinal Sonuçlar</i>		0	1	2	3
		0	729	170	24	1
		1	128	501	103	4
		2	22	62	542	46
3		7	7	143	536	
K= 3 iken	Tahmini Sonuçlar					
	<i>Orijinal Sonuçlar</i>		0	1	2	3
		0	755	159	9	1
		1	137	506	89	4
		2	28	89	497	58
3		7	6	135	545	
K = 4 iken	Tahmini Sonuçlar					
	<i>Orijinal Sonuçlar</i>		0	1	2	3
		0	745	168	10	1
		1	126	504	101	5
		2	23	61	527	61
3		7	5	148	533	
K = 5 iken	Tahmini Sonuçlar					
	<i>Orijinal Sonuçlar</i>		0	1	2	3
		0	790	129	4	1
		1	138	503	92	3
		2	35	60	497	80
3		7	6	139	541	
K = 6 iken	Tahmini Sonuçlar					
	<i>Orijinal Sonuçlar</i>		0	1	2	3
		0	771	134	19	0
		1	140	502	89	5
		2	32	74	474	92
3		7	6	122	558	

3.3. Biri Dışarıda Çapraz Doğrulama Modelinin Karar Ağaçları Algoritması ile Uygulama Sonuçları

Karar ağaçları algoritmasına biri dışarıda çapraz doğrulama modeli uygulandığında elde edilen doğruluk %74,38, duyarlılık %76,59, kesinlik %74,34, ve f ölçütü %75,45 olarak bulunmuştur. Sonuca ilişkin elde edilen doğruluk matrisi çizelge 7.'de verilmiştir.

Çizelge 7. Biri dışarıda çapraz doğrulama için elde edilen doğruluk matrisi
Tahmini Sonuçlar

		0	1	2	3
Orjinal Sonuçlar	0	706	214	4	0
	1	121	515	97	3
	2	21	83	553	15
	3	7	6	204	476

4. SONUÇLAR

Hava araçlarında buzlanma günümüzde havacılık alanında kazaların en önemli sebeplerinden biridir. Bu çalışmada örnek bir hava aracından alınmış sıcaklık, nem, yağış ve hava aracı sıcaklığı gibi verilerden yola çıkılarak buzlanma risk derecesi belirlenmeye çalışılmıştır. Çalışmada buzlanma risk derecesi tahmininde kullanılacak karar ağaçları algoritması çeşitli modeller ve parametreler kullanılarak analiz edilip hazırlanmıştır. Karar ağaçları algoritması ile buzlanma risk derecesi tahmininde hold out yöntemi ile oluşturulan model doğrulama oranı %25 olup optimum model olarak belirlenmiştir. Sonraki çalışmalarda, farklı yapay zeka modelleri kurularak doğruluk artırma çalışmaları yapılabilir.

KAYNAKLAR

1. Aksoy, B., Selbaş, R., “Estimation of Wind Turbine Energy Production Value by Using Machine Learning Algorithms and Development of Implementation Program”, Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, Vol. 43, Issue 6, Pages 692–704, 2021.
2. Turgut, A., Temir, A., Aksoy, B., Özsoy, K., “Yapay Zekâ Yöntemleri İle Hava Sıcaklığı Tahmini İçin Sistem Tasarımı Ve Uygulaması”, International Journal Of 3D Printing Technologies And Digital Industry, Cilt 3, Sayı 3, Sayfa 244–253, 2019.
3. Gültepe, Y. “Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Hava Kirliliği Tahmini Üzerine Karşılaştırmalı Bir Değerlendirme”, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, Cilt, Sayı 16, Sayfa 8-15, 2019.
4. Duran, F., Teke, M., “Akıllı Yol Durum Sensörü Tasarımı”, Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi, Cilt 11, Sayı 1, Sayfa 396-401, 2019.
5. Göktaş, M. E., Yağanoğlu, M., “Veri Bilimi Uygulamalarının Hastalık Teşhisinde Kullanılması: Kalp Krizi Örneği”, Journal of Information Systems and Management Research, Cilt 2, Sayı 2, Sayfa 26-32, 2020.
6. Şenel, F. A., “Makine Öğrenmesi Algoritmaları Kullanılarak Kayısı İç Çekirdeklerinin Sınıflandırılması”, Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, Cilt 9, Sayı 2, Sayfa 807-815, 2020.
7. Aviation Safety Network, “ASN Aviation Safety Database”, <https://aviation-safety.net/database/>, Nisan 1, 2021.
8. Palacios, J. L., Smith, E. C., Gao, H., Rose, J. L., “Ultrasonic shear wave anti-icing system for helicopter rotor blades”, In Annual Forum Proceedings-American Helicopter Society, Vol. 62, Issue 3, Pages 1492-1502, 2006.
9. Boduroğlu, K., “Uçaklarda Aerodinamik Yapısal ve Sistemsel Problemlere Yol Açan Donma Probleminin İrdelenmesi”, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2014.

10. Johansen, T. A., Sorensen, K.L. “Flight test results for autonomous icing protection solution for small unmanned aircraft”, In 2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Pages 971-980, IEEE, 2017.
11. Vertuccio, L., De Santis, F., Pantani, R., Lafdi, K., Guadagno, L., “Effective de-icing skin using graphene-based flexible heater”, Composites Part B: Engineering, Vol. 162, Pages 600-610, 2019.
12. Hann, R., “Atmospheric Ice Accretions, Aerodynamic Icing Penalties, and Ice Protection Systems on Unmanned Aerial Vehicles”, Doctoral Thesis, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, 2020.
13. Akbal, Ö., “Uçaklarda Buzlanmanın Nümerik Olarak İncelenmesi ve Uçuş Profili Boyunca Hava Tahmin Modeli Uygulaması”, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2019.
14. Aykan, R., Hacıyev, Ç., Çalışkan, F., “EKF ve yapay sinir ağları ile uçak kanat buzlanmalarının tespiti ve yeniden şekillendirilebilir kontrol”, İtühergisi/d, Cilt 5, Sayı 2, Sayfa 122-132 2011.
15. Gliwa, W., Grzesik, N., Kuzma, K., “Fuzzy logic controller design for the anti-icing system in the DA42 diamond aircraft”, In AIP Conference Proceedings, Sayfa 020017(1-8). AIP Publishing LLC, 2018.
16. Fenar, S., “Uçaklarda Uçuş Esnasında Meydana Gelebilecek Buzlanma Risk Derecesinin YSA Kullanılarak Tahmin Edilmesi”, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, 2016.
17. Çoban, R., “Havacılık Sektöründe Buzlanma Riski Üzerine Bir Uçak Kazası Araştırması”, Havacılık Emniyeti Yönetimi Sistemi Sempozyumu, Sayfa 261-287, Ankara, 2018.
18. Ünlü, D, Hilmioğlu, N., “Uçaklarda Buzlanma Ve Buzlanmayı Önleyecek Yöntemler”, Sürdürülebilir Havacılık Araştırmaları Dergisi, Cilt 2, Sayı 2, Sayfa 75-80, 2017.
19. Wikipedia, “Icing conditions”. https://en.wikipedia.org/wiki/Icing_conditions, Nisan 2, 2021.
20. Mingione, G., Barocco, M., Denti, E., Bindi, F. G., French, D., “Flight in icing conditions”, Direction gnrale de l’aviation civile, DGAC, Tech. Rep., 1997.
21. Genç, M. S., Özışık, G., Kahraman, N., “Düz flaplı NACA0012 kanat profilinin aerodinamik performansının incelenmesi”, Isı Bilimi ve Tekniği Dergisi, Cilt 28, Sayı 1, Sayfa 1-8, 2008.
22. U.S. Department of Transportation Federal Aviation Administration “Advisory Circular”, https://www.faa.gov/documentLibrary/media/Advisory_Circular/AC_91-74B.pdf, Mayıs 27, 2021.
23. Parachivoiu, I., and Saeed, F., “Aircraft Icing”, Pages 1-24, Wiley, New York, 2004.
24. Johansen, T. A., Sorensen, K.L., “Flight test results for autonomous icing protection solution for small unmanned aircraft”, In 2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Pages 971-980, IEEE, 2017.
25. Başarslan, M. S., “Telekomünikasyon Sektöründe Müşteri Kayıp Analizi”, Yüksek Lisans Tezi, Düzce Üniversitesi, Düzce, 2017.
26. Akça, M.F., “Karar Ağaçları (Makine Öğrenmesi Serisi-3)”, <https://medium.com/deep-learning-turkiye/karar-a%C4%9Fa%C3%A7lar%C4%B1-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-serisi-3-a03f3ff00ba5>, Haziran 24, 2021.
27. Barrow, D. K., Crone, S. F., “Crogging (cross-validation aggregation) for forecasting—A novel algorithm of neural network ensembles on time series subsamples”, In The 2013 International Joint Conference On Neural Networks (IJCNN), Pages 1-8, IEEE, 2013.
28. Soekarno, I., Hadihardaja, I. K., Cahyono, M. “A study of hold-out and k-fold cross validation for accuracy of groundwater modeling in tidal lowland reclamation using extreme learning machine”, In 2014 2nd International Conference on Technology, Informatics, Management, Engineering & Environment, Pages 228-233, IEEE, 2014.

29. Yadav, S., Shukla, S. “Analysis of k-fold cross-validation over hold-out validation on colossal datasets for quality classification”, In 2016 IEEE 6th International conference on advanced computing (IACC), Pages 78-83, IEEE, 2016.
30. Pedrosa, T. Í., Vasconcelos, F. F., Medeiros, L., Silva, L. D. “Machine learning application to quantify the tremor level for parkinson’s disease patients”, Procedia computer science, Vol. 138, Pages 215-220, 2018.
31. Veri Bilimcisi “Çapraz Doğrulama (Cross Validation)”, <https://veribilimcisi.com/2017/07/13/capraz-dogrulama-cross-validation-nedir/>, Haziran 24, 2021.
32. Yavanoğlu, Ö., “Stilistik Özellikler Kullanılarak Yazar Tanıma İşinde Yapay Sinir Ağlarının Başarımının Değerlendirilmesi: Türkçe Köşe Yazıları”, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, 2017.