MÜHENDİSLİK

ALANINDA ULUSLARARASI ARAŞTIRMALAR - III

Aralık 2022

EDİTÖRLER
PROF. DR. COŞKUN ÖZALP
DOÇ. DR. ERTAÇ HÜRDOĞAN

SERÜVEN YAYINEVİ

Genel Yayın Yönetmeni / Editor in Chief • C. Cansın Selin Temana

Kapak & İç Tasarım / Cover & Interior Design • Serüven Yayınevi

Birinci Basım / First Edition • © Aralık 2022

ISBN • 978-625-6399-15-0

© copyright
Bu kitabın yayın hakkı Serüven Yayınevi'ne aittir.
Kaynak gösterilmeden alıntı yapılamaz, izin almadan hiçbir yolla çoğaltılamaz. The right to publish this book belongs to Serüven Publishing. Citation can not be shown without the source, reproduced in any way without permission.

Serüven Yayınevi / Serüven Publishing
Türkiye Adres / Turkey Address: Yalı Mahallesi İstikbal Caddesi No:6 Güzelbahçe / İZMİR
Telefon / Phone: 05437675765
web: www.seruvenyayinevi.com
e-mail: seruvenyayinevi@gmail.com

Baskı & Cilt / Printing & Volume
Sertifika / Certificate No: 47083

Mühendislik Alanında Uluslararası Araştırmalar - III

Aralık 2022

Editörler

Prof. Dr. Coşkun ÖZALP
Doç. Dr. Ertaç HÜRDOĞAN

İÇİNDEKİLER

Bölüm 1

GÖRÜNTÜ İŞLEMİ İLE HAT SANATI TÜRÜNÜN TANINMASI

Milad RABBANİNİA, Eyyüp GÜLBANDILAR, Faik YAYLAK..... 1

Bölüm 2

YAPAY ÖĞRENME TEKNİKLERİ İLE ARAÇ HASAR TESPİTİ VE FİYAT TAHMİNİ

Fatih SOYGAZİ, İbrahim ARIKAN, Arda ŞEN 19

Bölüm 3

NESNELERİN İNTERNETİ TABANLI GERÇEK ZAMANLI HAVA İZLEME SİSTEMİ

Hakan YÜKSEL..... 35

Bölüm 4

ELEKTRİKLİ ARAÇLAR: TARİHSEL GELİŞİMİ, ŞARJ SİSTEMLERİ, ŞARJ TEKNOLOJİLERİ, ŞEBEKE ENTEGRASYONU VE SON GELİŞMELER

M. Mustafa ERTAY, Zeynep Tuğba CEM 53

Bölüm 5

SINIFLANDIRMA SİSTEMLERİNİ TEK DEĞERLE ÖZETLEYEN ROZA ÖLÇÜTÜYLE UYKU EVRELEME SİSTEMLERİN DEĞERLENDİRMESİ

Mesut MELEK, Negin MELEK 99

Bölüm 6

MENDERESLİ AKARSU VE DERİN DENİZ SİNÜS KANAL SİSTEMLERİ ARASINDAKİ BENZERLİKLER VE FARKLILIKLAR

Onur ALKAÇ..... 111

Bölüm 7

GAZ TÜRBİNLİ REKUPERATÖRLÜ KOJENERASYON SİSTEMLERİNİN TERMODİNAMİK ANALİZİ

Rabi KARAALİ, Arzu KEVEN..... 137

Bölüm 8
YAPAY ZEKA, VERİ MADENCİLİĞİ VE GÖRÜNTÜ ANALİZİNİN ORMAN ENDÜSTRİ ALANINDA BAZI UYGULAMALARI
Selahattin BARDAK, Timuçin BARDAK 155

Bölüm 9
GIDA MÜHENDİSLİĞİNDE NANOTEKNOLOJİ UYGULAMALARI
Fadime ATİK, Selda BULCA 171

Bölüm 10
İKONİK MİMARİNİN, ZEMİN KAT MİMARİSİ VE MİMARİNİN STRES GİDERMEDEKİ ROLÜ İLE BİRLİKTE ELE ALINMASI
Varol KOÇ 191

Bölüm 1

GÖRÜNTÜ İŞLEMİ İLE HAT SANATI TÜRÜNÜN TANINMASI*

Milad RABBANİNİA[1]
Eyyüp GÜLBANDILAR[2]
Faik YAYLAK[3]

[1] Mühendis, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, e-posta: milad.rabbaninia@gmail.com, Orcid ID: https://orcid.org/0000-0002-0633-5253

[1] Prof.Dr. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Müh.Mim. Fak. Bilgisayar Müh. Böl., e-posta: egulbandilar@ogu.edu.tr , Orcid ID: https://orcid.org/0000-0001-5559-5281

[2] Prof.Dr. Kütahya Sağlık Bilimleri Üniversitesi, Tıp Fak. Genel Cerrahi ABD, LinMetrics Çalışma Grubu, e-posta: faikyaylak@gmail.com , Orcid ID: https://orcid.org/0000-0002-1216-0429

*Bu çalışma, Prof.Dr.Eyyüp GÜLBANDILAR'ın danışmanlığında, Milad RABBANİNİA tarafından 2022 yılında Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği ABD'ında Yüksek Lisans tezi olarak hazırlanmıştır.

1. GİRİŞ

Hat, insanların fikir ve düşüncelerinin yazı olarak anlatıldığı aracı ve dilidir. Dünyanın herhangi bir köşesinde yazılan hat türleri, çeşitli dillerde farklı yazılar ortaya çıkarmıştır. Arap ve İslam ülkelerinde ortaya çıkan Arapça yazıları ve bu yazıların üzerinde çalışma yapıp geliştirerek hat sanatları eserleri farklı yerlere gelmiştir. Hat sanatı, sanatçının yazı ve kullandığı kalem (maşkat) çeşitleri ile değişmektedir. Dünyanın en güzel ve zor yazılan hatlarından olan Arap hat sanatları birkaç önemli türlere ayrılmıştır. Bu çalışmayı zorlaştıran ve farklı tanıtan nokta Arap harflerinin yerine göre kelime ve cümle içinde farklı şekillerde yazılmasıdır. Bu harfler kelimenin başlangıç, orta ve sonunda yazılarak kısa uzun veya yalnız yazılmaktadır. O yüzden bu yazıları tanımlamak için her harfin nerede kullanıldığı ve nasıl yazıldığına dikkat etmek gereklidir. Mesela "B-ب" harfi kelimenin başında veya ortasında yazıldıysa bir sonraki harfe birleşik halde yazılır. Ama eğer aynı "B-ب" harfi kelimenin sonunda olursa ayrı ve tek başına yazılır. Bu harflerin birleşik veya ayrı yazılma şekli de sanatçının yazdığı eser ve kullandığı hat sanatı türüne göre kısa veya uzun olarak değişmektedir.

Günümüzde e-kitap ve elektronik kütüphanelerin artışı ve bu yönde devletler tarafından kağıdı az kullanma amacıyla birlikte çok miktarda kitap, gazete, dergi vs.. bir çok şekil ve kalitede taranıp ve görüntü olarak arşiv olup saklanmaktadır, o yüzden yapılan bu işlemlerin (e-yazılar ve dosyalama, arşivleme vb.) amacı rahat bir şekilde kaydetmek ve ulaşabilmektir. Belli ki binlerce yazı ve kitabı dijital şekilde tarayıp kaydetmek, onları normal ve kağıt halinde saklamaktan daha rahat ve ucuzdur. Bu durumda görüntü halinde olan yazılar ve dosyaları veri madenciliği ve metin madenciliği teknikleri ile değerlendirmek çok zor ve mümkün değildir. Genelde bilgi erişim sistemlerini ikiye ayıra biliriz: birincisi metin ve e-yazılar üzerinde madencilik yapmak ve bu şekildeki yazıların formatı HTML, HTM, DOC ve TXT olarak bahsedilebilir, ikincisi görüntü ve resimler üzerinde analiz yapmaktır ve bu sistemde veri tabanı resimler ve görüntülerle oluşturulmuş ve görüntü işlemi algoritmaları ile değerlendirilir.

Bu tez çalışmasında, İslam ülkelerinde gelişmesi ve ortaya çıkan birçok hat sanatı türü olmak üzere bu yazılar ve eserleri görüntü hallerini değerlendirip ve son yıllarda mühendislik alanında çok kullanılan görüntü işlemi algoritmaları ile resimlerin sınıflandırması ve bu yönde hat sanatı türlerinin özellikleri ve tanımı değerlendirilmiştir. Bu çalışmadaki amaç koleksiyoncular, antikacılar ve kütüphaneciler gibi çalışmalarda eserlerin türlerini rahat bir şekilde tanımlayıp ve doğru ilkelerle yazıldığını ortaya çıkarmak için destek yazılım sistemi tasarlanmasıdır.

Hat tanıdık ve görünmüş semboller kullanarak, zihniyetleri ve düşünceleri kaydetme ve yazma sanatı ve aracıdır. Hat sanatı, harflerin ve kelimelerin yazılış güzelliği belirli ilkeler ve kurallara dayanır. Hat sanatının İslam'daki önemi ve hat sanatında gösterilen ilgi ve geçmişte yaygınlaşması, Kuranı Kerim ve hadis kitaplarının yazılmasından kaynaklanmaktadır. Hat sanatı bilimsel ve kültürel gelişmelerin kaydedilmesi ve yayınlanması ile uygulamalı sanatlar alanında yaygın olarak kullanmaktadır (Bataineh vd, 2011).

Hat sanatının en önemli türlerinden "Kufi, Talik, Divani, Nesih, Muhakkak, ve Suls" olmak üzere bu türlerden ortaya çıkan bir kaç hat sanatı daha bulunmaktadır. Kufi, Kuran'ın yazıldığı ilk hat türüdür. İran'da islamın yükselişinden sonra bu hat sanatı popüler hale gelmiştir. İslam'ın gelişinin ikinci on yılında Kufe ve Basra şehirlerinin kurulmasıyla birlikte Arap diline ve hat sanatına çok önem veren değerli alimler ortaya çıktı. Kufe Mekke-Medine hat sanatında belirleyici rol olarak yeni bir hat sanatı, kufi adlı olarak ortaya çıktı. Kufi yazıları Arap harflerinin köşeli, sert, dik ve yatay düzenli bir şekilde yazılan hat sanatı türüdür. Kufi hat sanatı iki şekilde yazılıp kullanmaktadır: Yazma Kufi ve Yapma Kufi. Yazma kufi, kalem ve meşketle yazılan Kufi yazısıdır, Yapma kufi ise cetvel, gönye ve pergel gibi aletlerle çizilerek ortaya çıkan yazılardır.

Talik türü beşinci yüz yılında Rika ve Tevki yazılarının gelişmiş yazı çeşididir. İlk olarak İran'da ortaya çıkmış ve iki türde (Nestalik ve Kırık Nestalik) yazılmaktadır. Bu yazı geçmişte bir çok hükümdarların emrinde olan katip ve münşi ismini taşıyan kişilerin kullanılan yazısıdır, süratle yazıldığı belirli ilkeler ve ölçülerin ve şekillerin dışına çıkılması nedeniyle harfler ve kelimeler iç içe oturur ve bazı yerde birleşmeyen harflerin bağlandığı görünür. Talik yazılarında satır sonu bükülerek yukarıya doğru yükselir ve harfleri uzun kırıntılarla bitmiş olur (Kaspour, 2018).

Divani hat sanatı Osmanlı Devletlerinde ortaya çıkan ve birçok kararname, fermanlar ve hükümler gibi resmi yazılar bu hat ile yazılmıştır. Bu hat yazısı divanda yazılması nedeniyle bu ismi almıştır. Osmanlı ve Mısır yazarları tarafından Talik hattı üzerinden ilham alıp değişiklik yaparak Divani hattı ortaya çıkmış ve Süleyman şah zamanında en çok kullanılan hatlardan birisidir. Divani hattı iki şekilde yazılır: eğer hareke ve noktaları ile süslenip yazıldıysa "Celi Divani" ve eğer bu özellikleri yoksa "Divani Kırması" veya "Khefi" olarak adlandırılır. Divani yazılarının özelliklerinden satır ve kelimelerin son kısmı sivri bir uç şekilde yukarıya yükselir ve satır sonunda sözü bitirmek için bir işaret aşağıya doğru çekilir ve tüm Divani yazılarında harfler yazılırken biraz kıvrılmış vaziyettedir.

Nesih, Kufi hat sanatının geliştirilmiş hali ve bazı yazarlar Kufi hattına Nesih'in babası olarak söylemişler. Rahat yazılıp rahat okunması nedeniyle birçok günlük yazılarda Nesih hattı kullanılmıştır. Yıllar sonra Kufi hattı sanata yönelirken, Nesih hattı irtibat ve iletişim kurmak için yazılmaya devam etmiştir. Nesih hattı yazı, düz ve yarı yuvarlak bir oranda yazılması, rahat ve hızlı okunması sebebiyle harfleri düzenli ve basit bir şekilde yazılmıştır.

Muhakkak, bu tür yazılarda harfler %80 düz ve %20 yuvarlak yazılır o yüzden Kufi hattına benzemektedir, Kufi hattından farkı yatay harflerin daha uzun olması, satırlar daha düzenli ve kalın, harflerin birbirinden mesafeli ve düz olmasıdır. Muhakkak hattının özelliklerinden "ن" harfi ve benzeri olan harflerin yuvarlak yazılmasının oranı daha az ve orta çizgisine yakın yazılır. "و – ر – م" harfleri kalemi kıvratmadan yazılır ve yazılardaki tüm kelimeler orta çizgiye yakın yazılmaktadır. "فـلا" harflerinde daha uzun başlık veya "Türre" görünür. Şekil 1. Muhakkak hattının özellikleri görülmektedir (Fazaeli, 2008).

Suls veya Sülüs hat sanatı Nesih'in büyük ve daha ağır yazılma halidir. Sülüs Arapça'da 1/3 demektir. Bu hat sanatı yazıları üçte bir düz ve üçte ikisi yuvarlak yazılmaktadır. O yüzden Sülüs ismi verilmiştir. Sülüs hat sanatının bazı özelliklerinden " ك – ال – ه – ر – د – فـلا " Arapça harflerin Türre veya başlığı vardır, kelime ve satırların son harfleri kalemin ucu ile ince bir şekilde yazılması ve bazı harflerin iç içe olması ve birbirine yapışarak yazılmasından söz edilebilir.. Şekil 2. Sülüs hattının özellikleri gösterilmiştir (Fazaeli, 2008).

Şekil 1. *Muhakkak hattının özellikleri (Fazaeli, 2008).*

Şekil 2. *Sülüs hattının özellikleri (Fazaeli, 2008)*

Bugün birçok alanda yazı ve metin üzerinde analiz ve çalışmalar yaparak önemli bilgiler edinmiştir. Metin tanıma konusu ilk başta basit gözükse de yıllar sonra teknolojilerin ilerlemesiyle bu konuda büyük problemler yaşanmıştır. İletişim sistemlerinde gelişmeler nedeniyle ve verilerin her gün daha çok artışıyla birlikte bu verileri hızlı ve doğru okuyup, kaydeden sistemlere ihtiyaç duyulmuştur. 1993 yılından itibaren bu konu ile ilgili birçok çalışmalar yapılmış birden çok sistem ortaya çıkmıştır. Bu sistemler üç nesile ayrılır: ilk nesil sistemler sadece belirli bir boyut ve yazı tipine sahip karakterleri tanıyabiliyordu, karakterlerin konumunu, boyutlarını ve noktalarını değiştirmeye karşı çok hassas yöntemler kullanırdı. İkinci nesil sadece birkaç el yazımı sayılar gibi karakterleri tanımlıyordu. Üçüncü nesil sistemler, düşük kaliteli karakterlerin ve latin el yazılarını tespit etmek için tasarlanmıştır. Bugün, bu sistemler farklı yazı tiplerinde ve farklı boyutda latin karakterlerini doğru bir şekilde ayırt edebiliyor, ancak el yazısı metinleri veya Farsça ve Arapça gibi eğri çizgiler kullanan yazıları tanımada hala bir çok sorun vardır.

Pourasad (2012) çalışmasında, Farsça görsel metinlerinden Farsça kelimeleri almak ve aramak için yeni bir sistem sunulmuştur. Önerilen sistemde kelimenin tanımı ve kelime arama sistemini değerlendirmek için bilgisayar yardımıyla birlikte birkaç görüntü veritabanı oluşturuldu. Değerlendirme için kullanılan ana görüntü tabanında toplam 448 temiz, gürültüsüz görüntüden oluşmak üzere %98 yazı tipi boyutu ve türü doğru bir şekilde tespit edilmiştir. Ayrıca, kelime okuma ve tanıma sistemi, görsel veri tabanından kelimeleri %82 doğrulukla tespit etmiştir. Bu doğruluk ve geri kazanım oranı 200 Farsça kelime üzerinden değerlendirerek elde edilmiştir.

Salouhou (2019) çalışmasında, Arapça el yazısı karakterler tanıma ve Ahmed vd. (2017)'nin Arapça veri setini kullanarak derin öğrenme algoritmaları (DNN, CNN, RNN) karşılaştırmak amacı ile resim sınıflandırması ve analizi yapılmıştır. Bu çalışmada ayrıca Cifar-10 (küçük resim

alt kümesi), Fashion-Mnist ve Mnist veri kümeleri üzerinde karşılaştırma yaparak yeni bir yaklaşımlar elde edilmiştir. Arapça veri kümesinde DNN, CNN ve RNN modelleri karşılaştırma sonucunda, doğruluk oranı CNN için en yüksek %99 olmak üzere tespit edilmiştir.

Broumand & İranpour (2018) çalışmalarında, sınırlı bir sözlükte Farsça el yazısını tanımak için bir sistem sunmuştur. Özniteliği tanımlamak için, giriş görüntüsü kümeleme ve ağırlık merkezi ile her bloğun merkezini elde ettikten sonra, Sift Flow algoritmasının bağlı bileşenlerinin ortalama merkezi kullanılır. İkinci adımda, aday kelimelerden yeni kelimeyi tanımak için çok sınıflı ve iki sınıflı destek vektör makinesi yöntemi kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, Iranshahr veri seti üzerinde hız ve doğruluk açısından iki sınıflı destek vektör makine yönteminin daha iyi performans sağladığını göstermektedir. Tanıma aşamasında test edilen el yazısı kelimeye yakın 5 küme seçilerek, çalışan kelime sayısını yaklaşık olarak %76.65 azaltılarak doğruluk oranı %93.37 arttırılacaktır.

El-Sawy vd. (2017) çalışmalarında, Arapça el yazısı karakterlerini tanımlamak için etkili bir şekilde uylgulanabilicek bir derin öğrenme mimarisi modellemiştir. Bir Evrişimli Sinir Ağı (CNN), denetimli modda eğitilmiş özel bir ileri beslemeli çok katmanlı türüdür. CNN kullanarak 16800 el yazısı Arapça karakter içeren veri tabanını eğittikten sonra test yapılmıştır. Bu yazıda, CNN'nin performansını artırmak için optimizasyon yöntemleri uygulanmıştır. CNN kullanımı farklı makine öğrenimi sınıflandırma algoritmalarında önemli gelişmelere yol açar. Önerilen CNN modeli, test verilerinde ortalama %5.1 yanlış sınıflandırma hatası vermiştir.

Şekerci ve Kandemir (2009) yazılarında, birleşik ve eğik Türkçe el yazısı karakterlerinin üzerinde analiz yapılmıştır. Türkçe sözlük ve el yazıları kişiden kişiye değiştiği için bu yazıları değerlendirmek zordur ve bazı harflerin bitişik yazılması bu zorluğu arttırmaktadır. Önerilen sistemde, rastgele insanların küçük küçük harflerle yazılmış el yazıları değerlendirilmiştir. Tanıma sisteminde, bu yazıları sınıflandırmak için k-NN algoritması kullanılmıştır ve tanıma aşamasında kelimeler ve karakterlerin bölütlenmesi birlikte kullanmışlardır. Bu çalışmada yanlış kelimeler düzeltilmiş ve anlamı olmayan karakterler çıkarılmıştır. Çalışmadaki karakter tanıma oranı %90.5 ve kelime tanıma doğruluk oranı %84 olarak elde edilmiştir.

2. MATERYAL VE METOT

2.1. Veri seti

Bu tez çalışması için veri seti hat sanatı yazıların (eski ve yeni olmak üzere) ve resimlerin bulunduğu örnek kitaplar ve umumi birkaç örnek site

olmak üzere toplanmış ve bu çalışma için 6 kategoriye ayırarak modeli oluşturulmuştur. Toplam olarak veri setindeki resim sayısı 388 olup Divani için 60 yazı, Kufi için 75 yazı, Muhakkak hat sanatı için 43, Nesih için 60 resim, Suls ve talik içinde 90 ve 60 adet veri ayrı ayrı toplanmış ve model için tüm resimler boyut ve yazıların arkası beyaz olarak ayarlanıp ve gürültü oranı azaltılmıştır. Şekil.3'de 5 kategoride aynı cümlenin yazılışı örnek olarak verilmiştir (Anonim, 2017).

2.2.Veri arttırma

Modelimiz için başarı oranını artırmak amacıyla açık kodlu jeneratör kullanılmıştır. Jeneratörlerin çalışma şekli çok kullanılan Arapça hat yazıları ve Kuranı Kerim ayetleri normal Arap alfabesiyle yazılır ve sonraki adımda istenilen kategoriye çevirip veri seti oluşturulmuştur.

Şekil 3. *Örnek cümlenin hat sanatı yazılma türleri (Anonim, 2017)*

2.3.Hiper parametreler

Çalışmada, veri setinin %75 eğitim için ve %25 test verisi olarak rastgele ayrılmıştır. Modellerin performansları, test verilerine ait doğruluk ve hata değerlerine göre değerlendirilmiştir. Çalışmada Tablo 1'de kullanılan sınıflandırma modelleri ve parametre değerleri verilmiştir.

Tablo 1. *Çalışmada oluşturulan modeller ve değerler*

Sınıflandırma modelleri	Linear Regression SVM kNN Logistic Regression Neural Network Random Forest
Hat kategorileri	Kufi Divani Suls Talik Muhakkak Nesih
Repeat Train/Test	5
Eğitim seti boyutu	%75
Test seti boyutu	%25

2.3.1.Kullanılan Uygulamalar

Verileri setinin oluşturulması, verilerin üzerinde görüntü işlemi analizi, karşılaştırma ve sınıflandırması ve sonuçların değerlendirilmesi için birçok yazılımsal uygulama ve kaynaklara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada kullanılan kaynaklar ve uygulamalar ayrı ayrı aşağıda açıklanmıştır.

2.3.2.Calligraphy generator

Arapça Kaligrafi Üreticisi, herhangi bir kelime veya istenilen cümleyi güzel bir İslami hat ile Arapça metne (Arapça el yazısı) dönüştüren ücretsiz bir çevrimiçi araçtır. Bu araç ayrıca, latin karakterlerde adınız, kelime veya cümleyi Arap harfleriyle nasıl görüneceğini merak ediyorsanız veya Arapça hat sanatıyla ilgileniyorsanız kullanışlı bir yazılım paketidir (Alex AB, 2021: https://www.arabiccalligraphygenerator.com/).

2.3.3.Orange data mining

Orange, Slovenya, Ljubljana Üniversitesi, Biyoinformatik Laboratuvarı, Bilgisayar ve Bilgi Bilimleri Fakültesi'nde açık kaynak topluluğu ile birlikte geliştirilen, makine öğrenimi ve veri madenciliği için kapsamlı, bileşen tabanlı bir yazılım paketidir (https://orangedatamining.com/).

2.3.4.Google colab

Colaboratory veya kısaca "Colab", Google Research'ün bir ürünüdür. Colab, herkesin tarayıcı aracılığıyla rastgele python kodu yazmasına ve yürütmesine izin verir ve özellikle makine öğrenimi, veri analizi ve eğitim için çok uygundur. Aslında Google Colab, projeleriniz için CPU veya

GPU veya TPU ile işlem yapmanızı sağlayan çevrimiçi bir ana bilgisayardır. Google Colab, kodunuzu GitHub veya Google Drive'dan arayabilir veya gönderebilir (https://colab.research.google.com/).

2.3.5.Python

Python, ilk olarak 1991'de tasarlanmış ve yayınlanmış, nesne yönelimli çok amaçlı bir dildir. Python programlama dilini oluşturmanın en önemli nedenlerinden biri kodun yüksek okunabilirliğidir. Python, programcıların büyük ve küçük programlama projeleri oldukça açık ve net bir şekilde oluşturabilmeleri için tasarlanmıştır. Bu programlama dili tamamen çok yönlüdür ve verilerin, matematiksel hesaplamaların veya kod satırlarının kullanıldığı hemen hemen her yerde kullanılabilir. (https://www.python.org/doc/).

2.3.6.Numpy ve Scipy

Python'un diğer dillerden bariz farkı karmaşık ve daha büyük verileri daha hızlı hesaplama ve performans göstermesidir. Python'da bu özellikleri sağlayan sahip olduğu güçlü kütüphaneleridir. Numpy ve Scipy bu kütüphanelerden sayılır.

Numpy dizileri Python listelerine benzer, ama daha iyi performans göstermektedir. Bir Numpy dizisini işlemek, bir Python listesini değiştirmekten daha kolaydır. Birkaç Python listesi yerine bir Numpy dizisi kullanılabilir. Numpy dizileri ayrıca listelerden daha hızlı hesaplar ve matematiksel ve mantıksal işlemleri gerçekleştirmede çok daha verimlidir.

Scipy paketi, Python diline dayalı, bilimsel ve mühendislik hesaplamaları için kullanılan bilimsel ve açık kaynaklı bir kütüphanedir. Scipy kütüphanesi Numpy kütüphanesini temel alır ve n boyutlu dizilerle çalışmayı sağlar. Bu kütüphane, Numpy dizileriyle çalışmak üzere oluşturulmuştur ve birçok hesaplama ve optimizasyon işlemini verimli bir şekilde sağlar. Numpy ve Scipy paketleri mevcut işletim sistemlerinde çalışır ve kurulumu kolaydır. (https://numpy.org/doc/).

2.3.7.Tensorflow

Google tarafından geliştirilen Tensorflow, özellikle büyük ölçekli makine öğrenimi için tasarlanmış ve geliştirilmiş, sayısal hesaplama için güçlü bir açık kaynaklı yazılım kütüphanesidir.

Tensorflow, makine öğrenimi ve derin öğrenme modellerini ve algoritmalarını (diğer bir deyişle sinir ağları) entegre eder ve bunları kullanışlı ve kullanılabilir hale getirir. Bu kütüphane, yüksek performans düzeyinde çalışan uygulamalar oluşturmak için bir API sağlamak için Python'u kullanır. Tensorflow ayrıca, hesaplamaları yüzlerce sunucuya bölerek makul bir sürede çok büyük eğitim paketleri üzerinde devasa sinir ağlarını eği-

tebilmek için dağıtılmış hesaplamayı destekler (https://www.tensorflow.org/resources/).

2.3.8.Keras

Keras, derin öğrenme modellerini geliştirmek ve değerlendirmek için güçlü, kullanımı kolay ve ücretsiz bir açık kaynak kütüphanesidir. keras, Theano ve TensorFlow sayısal makine öğrenimi kütüphanelerini kapsar ve sinir ağı modellerini yalnızca birkaç kod satırında tanımlamanıza ve öğretmenize olanak tanır. Keras'ı anlamak ve uygulamak çok kolaydır. Keras ve Tensorflow arasındaki temel fark, Keras'da düşük seviyeli değişiklikler yapmak zordur. Bunu yapmak için bir Tensorflow'a ihtiyaç olucaktır (https://keras.io/).

2.4.Değerlendirme Kriterleri

Sınıflandırma konusunda, sınıflandırma yöntemlerini kullanan bir veri seti, kategorilerin sınıflandırılmasında ve tanımlanmasında mümkün olan en yüksek doğruluğu elde etmeyi amaçlar. Bazı durumlarda, kategorilerden birinden örnekleri doğru bir şekilde tanımlamamız bizim için daha önemlidir. Sınıflandırıcılar bu kriterleri değerlendirildiğinde bazı değerleri doğruyken yanlış ve yanlışken doğru tanımlayabilir. O yüzden karmaşıklık matrisi ve sınıflandırmak için doğruluk oranları oluşturulur.

2.4.1.Karmaşıklık matrisi

Karmaşıklık matrisi, bir sınıflandırıcı tarafından yapılan doğru ve yanlış tahminlerin sayısının tablo halinde bir özetidir. Bir sınıflandırma modelinin performansını ölçmek için kullanılır.

Karışıklık matrisi, bir sınıflandırma algoritmasının performansını özetlemek için kullanılan bir tekniktir. Her sınıfta eşit olmayan sayıda gözlem varsa veya veri kümesinde ikiden fazla sınıf varsa, sınıflandırma doğruluğu tek başına yanıltıcı olabilir. Bir karışıklık matrisi hesaplamak, sınıflandırma modelinizin neyi doğru yaptığı ve ne tür hatalar yaptığı konusunda size daha iyi bir fikir verebilir.

Karmaşıklık matrisi, bir modelin performansı hakkında sınıflandırma doğruluğundan daha iyi bir fikir verdiği için yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin, sınıflandırma doğruluğunda, yanlış sınıflandırılan örneklerin sayısı hakkında bilgi yoktur. Verilerinizin %85'inin A sınıfına ve %15'inin B sınıfına ait olduğu iki sınıfın olduğu düşüne bilirsiniz. Ayrıca, sınıflandırma modelinizin A sınıfının tüm örneklerini doğru bir şekilde sınıflandırdığını ve B sınıfın tüm örneklerini yanlış sınıflandırdığını varsayın. Bu durumda model %85 doğrudur. Ancak, B sınıfı yanlış sınıflandırılmıştır ve bu istenmeyen bir durumdur. Karışıklık matrisi ise, tüm sınıflar için doğru ve yanlış sınıflandırılmış örnekleri görüntüler ve bu nedenle, sı-

nıflandırıcınızın performansı hakkında daha iyi bir fikir verir (Brownlee, 2016).

Karmaşıklık matrisini hesaplamak için uygulanan işlemler şöyledir:

1. Bir test veri setine veya beklenen sonuç değerine sahip bir doğrulama veri setine sahip olmak.

2. Test veri kümesindeki her satır için tahmin yapılır.

3. Beklenen sonuç ve tahminler sayılır.

1. Her satır için doğru tahmin sayısı

2. Tahmin edilen sınıf tarafından düzenlenen her sınıf için yanlış tahmin sayısı

Karmaşıklık tablosu veya matrisi, mevcut gerçek bilgilere dayalı olarak sınıflandırmanın sonuçlarını görüntüler. Bu değerlere dayanarak, sınıflandırma değerlendirmesi ve doğruluk ölçümü için farklı kriterler tanımlanabilir. Bu kriterler daha sonra Tablo 2 gibi bir tablo ya da matris halinde düzenlenir.

Tablo 2. *Karmaşıklık matrisi*

		TAHMİNİ DEĞER	
		POZİTİF	NEGATİF
GERÇEK DEĞER	POZİTİF	TP	FN
	NEGATİF	FP	TN

Tablo 2. de gösterilen karmaşıklık matrisinde eğitim veri setinde belirlenmiş tahmini ve gerçek değerlerin 4 farklı kombinasyonunu içeren bir tablodur:

Gerçek Pozitif (TP): Gerçek değer ile tahmin edilen değerlerin aynı olduğu anlamına gelir.

Gerçek Negatif (TN): Gerçek sınıfın değeri negatif olduğunda ve Tahmin edilen sınıfında değeri negatif olunca ortaya çıkar.

Yanlış Pozitif (FP): Gerçek değer negatiftir ama tahmin edilen değerin pozitif olduğu durumlardır.

Yanlış Negatif (FN): Gerçek değer pozitiftir ama tahmin edilen değer negatif olduğunda ortaya çıkar (https://deeptip.ir/).

2.4.2.Karmaşıklık matrisi kriterleri

Doğruluk (Accuracy) : Doğruluk (ACC), tüm doğru tahminlerin sayısının veri kümesinin toplam sayısına bölünmesiyle hesaplanır. En iyi doğruluk 1.0, en kötüsü 0.0'dır. 1 – ERR ile de hesaplanabilir. Doğruluk değeri ne kadar yüksek çıkarsa, model o kadar iyi çalışıyor demektir.

Doğruluk, iki doğru tahminin (TP + TN) toplam sayısının bir veri kümesinin toplam sayısına bölünmesiyle hesaplanır.

$$Doğruluk = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Kesinlik (Precision) : Kesinlik, toplam pozitif tahmin sayısına bölünen doğru pozitif tahminlerin sayısı olarak hesaplanır. Pozitif prediktif değer olarak da adlandırılır. En iyi hassasiyet 1.0, en kötüsü 0.0'dır. Farklı bir deyişle Kesinlik, doğru pozitif tahminlerin (TP) toplam pozitif tahmin sayısına (TP + FP) bölünmesiyle hesaplanır (Shung, 2018).

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Hassasiyet (Recall) : Hassasiyet veya Duyarlılık, toplam pozitif sayısına bölünen doğru pozitif tahminlerin sayısı olarak hesaplanır. Ayrıca geri çağırma (REC) veya gerçek pozitif oran (TPR) olarak da adlandırılır. En iyi duyarlılık 1.0, en kötüsü 0.0'dır. Aşağıdaki denklem, tüm pozitif sınıflardan kaç tanesini doğru tahmin ettiğimizi söyleyerek açıklanabilir.

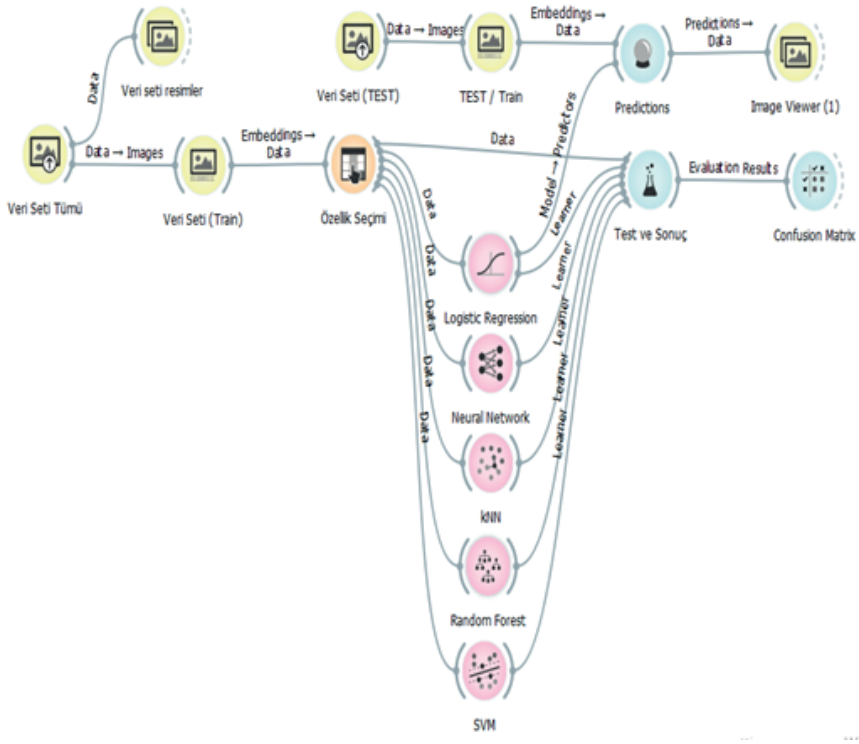
$$Hassasiyet = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

F1 Skoru : F1 skoru, Kesinlilik ve Hassasiyetin harmonik ortalamasıdır ve bu nedenle bu iki ölçüm hakkında birleşik bir fikir verir. Kesinlilik, Hassasiyet değerine eşit olduğunda maksimumdur (Joshi, 2016).

$$F1\ Skoru = \frac{2\times kesinlik\times hassasiyet}{kesinlik+hassasiyet} \quad (4)$$

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Tablo 1'de verilen hiper parametreler ile ilk olarak Orange Veri Madenciliği (ODM) uygulamasını kullanarak toplanmış veri setimizin resimlerini tarayıp, eğitilmiştir (eğitim seti %75 ve test seti %25 olarak). İkinci adımda resimlerin özellik seçimi ve özellik tablosu oluşturulmuştur (feature selection). Özellik seçimi yapıldıktan sonra akış diyagramı kurulmuştur ve verilerimiz görüntü işlemi algoritmalarından geçerek test ve sonuç elde edilmiştir. Test ve sonuç aşamasında her algoritmanın Doğruluk (Accuracy), Kesinlik (Precision), Hassasiyet (Recall) ve F1 Skoru hesaplanmıştır. Son olarak bu sonuçlara bakarak her kategorinin Karmaşıklık matrisi gösterilmiştir. Şekil 4.'de modelin akış diyagramı gösterilmiştir.



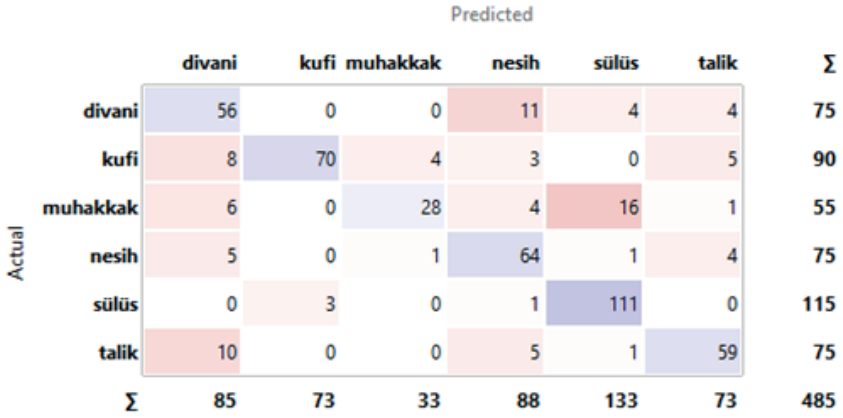
Şekil 4. *Modelin akış diyagramı*

Tablo 3'de kullanılan algoritmaların ve hat sanatı kategorilerinin sonuçları verilmiştir. Bu Tablode AUC (ROC eğrisi alanı), CA (Doğruluk), F1 (Harmonik ortalama), Precision (kesinlik) ve Recall (Duyarlılık) sonuçları tespit edilmiştir ve elde edilen sonuçlara göre veri setinin %75'ini eğitim ve %25'ini test olarak kullanan modeller arasında %90.3 doğruluk ile Logistic Regression en iyi sonucu elde etmiştir.

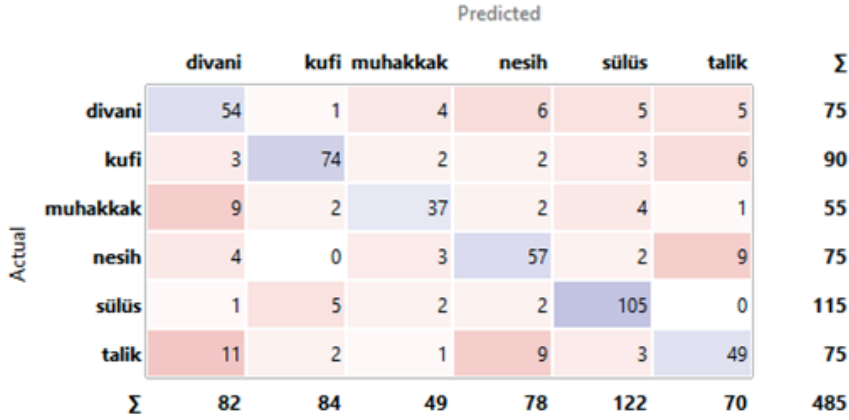
Akış diyagramında (Şekil 5, 6, 7, 8, 9) gösterildiği gibi test ve sonuç aşamasından sonra Karmaşıklık Matrisi her model için görüntülenmiştir.

Tablo 3. *Modele ait test sonuçlar*

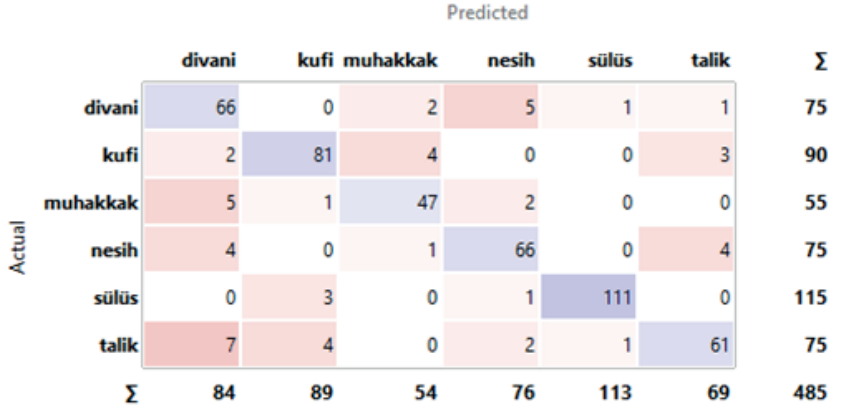
Model	**AUC**	**CA**	**F1**	**Precision**	**Recall**	**Test Doğruluk**
kNN	0.960	0.800	0.797	0.811	0.800	%80
SVM	0.987	0.891	0.891	0.893	0.891	%89
Random forest	0.949	0.775	0.775	0.776	0.775	%77
Neural network	0.986	0.901	0.901	0.902	0.901	%90.1
Logistic Regression	0.987	0.903	0.903	0.905	0.903	%90.3



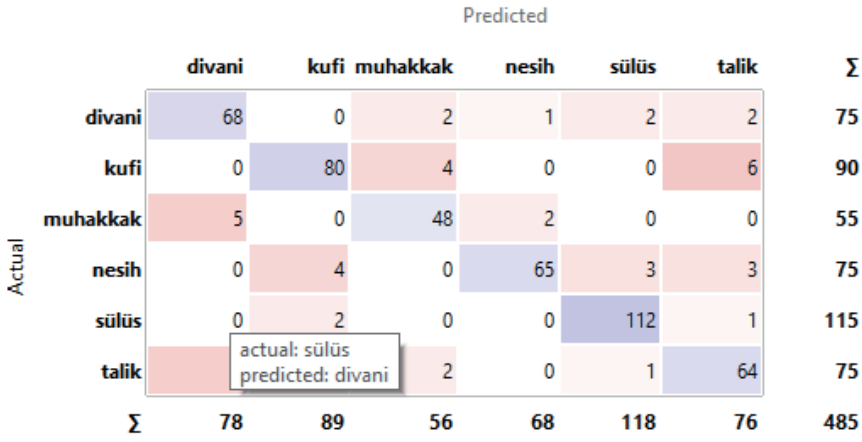
Şekil 5. *kNN modelin Karmaşıklık matrisi ((388 / 485)* 100 = %80)*



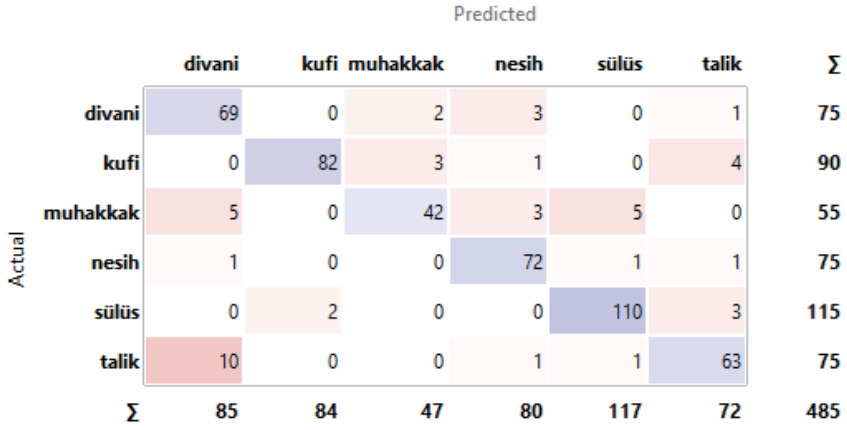
Şekil 6. *Random Forest Karmaşıklık matrisi ((376 / 485)* 100 = %77)*



Şekil 7. SVM Karmaşıklık matrisi ((432 / 485) 100 = %89)*



Şekil 8. *Neural Network Karmaşıklık matrisi ((437 / 485)* 100 = %90.1)*

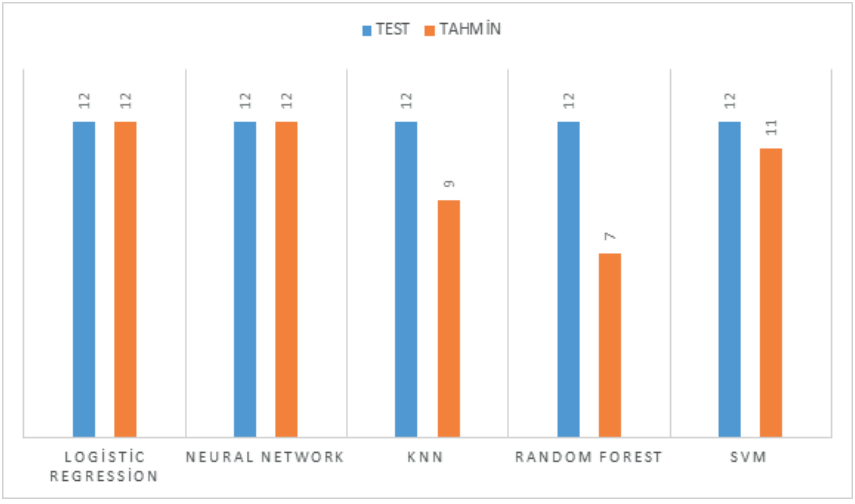


Şekil 9. *Logistic Regression Karmaşıklık matrisi ((438 / 485)* 100 = %90.3)*

Karmaşık matrislerinde modellerin doğruluk yüzdesini elde etmek için doğru tahmin edilen görüntülerin (mavi renk olan sayılar) toplamını elde ettikten sonra toplam resim sayısından çıkartıp yüze çarpılmış hali modelin yüzde kaç oranla doğru tahmin ettiğini ortaya çıkarmıştır. Son olarak akış diyagramında gösterildiği gibi en başarılı modeli ayrı olarak da birkaç rastgele seçilmiş resim üzerinde test edildi ve sonuç Tablo 4.'de verilmiştir.

Tablo 4. *Manuel olarak doğru test ve tahmin edilen resim sayısı*

Kategori	Test Resim Sayısı	kNN	SVM	Random forest	YSA	Logistic Regression
Kufi	12	9	12	8	12	12
Suls	12	9	11	7	12	12
Divani	12	8	10	6	12	12
Talik	12	9	11	7	12	12
Muhakkak	12	7	8	6	12	12
Nesih	12	9	11	7	12	12



Şekil 10. *12 rastgele resimlerin ayrıca sınıflandırma grafiği*

Bu çalışmada hat sanatı yazılarının görüntüleri incelenmiş, türlerin 6 kategoride görüntülerin sınıflandırılması için farklı görüntü işlemi yöntemleriyle oluşturulan modellerin karşılaştırılması yapılmıştır. Elde edilen verilere göre modellerin sonuçlarının parametrelere göre farklılık gösterdiği gözlenmiştir.

Ayrıca bu çalışma için farklı sonuçlar elde etmek ve karşılaştırma yapmak için son yıllarda çok kullanılan derin öğrenme modeli olan Relu aktivasyon fonksiyonu aynı veri seti üzerinde çalıştırılmış ve Tablo 5'de gösterildiği gibi farklı hiper parametreler ile analiz yapılmıştır. Veri setinin resim sayısının düşük olması ve hat sanatı yazılarının benzerlik oranı yüksek olduğu için doğruluk oranları zayıf ve düşük kalmıştır. Bu model ile analiz etme amacımız daha büyük bir veri seti kullanarak sınıflandırma yapılması ve daha iyi sonuçlar elde etmektir.

Tablo 5. *Çalışmada kullanılan modele ait sonuçlar*

Model No	Nöron Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Epoc Sayısı	Optimizasyon Fonksiyonu	Doğruluk	Kayıp
1	32	Relu	5	rmsprop	0.21	-1500.62
2	32	Relu	10	rmsprop	0.24	-1030.82
3	64	Relu	5	rmsprop	0.29	-7802.1
4	64	Relu	10	rmsprop	0.33	-7009.56

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Görüntü işlemindeki en iyi sınıflandırma modelini bulmak için farklı yöntemler ve algoritmalar ve altı farklı hat sanatı türünün elle yazılmış resimleri değerlendirilmiştir. Modellerin sonuçları yazıların boyutu ve sanatçının kullanmış olduğu kalem (maşkat) kalınlığına göre değişmektedir. Bu çalışmada hat yazısı generatör desteği ile daha iyi sonuç elde etmek amacı ile yazıların yazıların boyutlarını orjinal yazılarla benzer oranda kullanılmıştır.

Görüntü analizi modelleri ve ağları oluşturmadan önce resimlerin tamamı aynı piksel ve boyutlarda olup, hata ve gürültü oranı azaltılmıştır. Bir sonraki adımda resimlerin özellik seçimi yapılmıştır ve resimlerin %75 eğitim seti olarak ve görüntü işlemi için farklı algoritmalar ile değerlendirilmiştir. Çalışma sonuçlarına bakıldığında genel olarak Logistic Regression ve Neural Network fonksiyonları en yüksek doğruluk yüzdesini ortaya koyarken, Random Forest en düşük doğruluk oranlı model olarak belirlenmiştir.

Görüntü işleme (image processing) çalışmalarında, kullanılan veri setinin yapısı, boyutu, eğitim setinde olan örnek sayısı ve kullanılan fonksiyona göre modellerin performansları değişiklik göstermektedir.

Bu çalışmada önceki bölümlerde anlatıldığı gibi temel olarak görüntü işlemi ile hat sanatı türünün tanımı ve sınıflandırması yapılmıştır ve en iyi sonuç gösteren modeller sunulmuştur. Ayrıca karşılaştırma amacı ile tasarlana derin öğrenme modeli (Relu) ve sonuçları değerlendirilmiştir. Gelecekteki çalışmada daha büyük bir veri seti ile derin sinir ağları, farklı optimizasyon yöntemler ve aktivasyon fonksiyonları ile oluşan modellere odaklanacaktır. Ayrıca hat sanatı eserlerin daha detaylı incelemek için orijinal olup olmadığını tespit etmek için çalışma yapılacaktır.

Teşekkür

Yazarlar, kitabın yazımı için desteklerini esirmeyen Hattat Mahmut ŞAHİN'e teşekkür eder.

KAYNAKLAR

Bataineh, B., Abdullah, S. & Omar, K. (2011). Arabic calligraphy recognition based on binarization methods and degraded images, 2011 International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Robotics, p.66-69.

Broumand, S. & İranpour, M. (2018). Handwritten word recognition by new feature and lexicon reduction, Machıne Vısıon and Image Processıng Wınter 2018 , 4(2), 35-47.

Brownlee, J. (2016). What is a confusion matrix in machine learning, https://machinelearningmastery.com/confusion-matrix-machine-learning/ , Erişim Tarihi: 16.03.2021

Budhiraja, A. (2016). Dropout in (deep) machine learning, https://medium.com/@amarbudhiraja/https-medium-com-amarbudhiraja-learning-less-to-learn-better-dropout-in-deep-machine-learning-74334da4bfc5 , Erişim Tarihi: 05.03.2019

El-Sawy, A., Loey, M. & El-Bakry, H. (2017). Arabic handwritten characters recognition using convolutional neural network, 2017 Wseas Transactions on Computer Research, e-ISSN: 2415-1521

Fazaeli, H. (2008). Teaching Script, (10th ed.). Tehran: Soroush Publications.

Kaspour, H., Chareie, A., Asadi, M. & Haseli, P. (2018). Investigating the Effects of Technology on Nastaliq Script, Journal of History Culture and Art Research, 7(3), 724-733.

Pourasad, Y. (2012). Retrieval of printed persian documents based on word query, 2012 Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Doctor of Philosophy (PhD) Degree in Electronic Engineering.

Salouhou, A. (2019). El yazısı karakter tanıma ve resim sınıflandırma derin öğrenme yaklaşımları, Fatih Sultan Mehmet Vakıf Üniversitesi Yüksek Lisans Tez Çalışması, p.27-30.

Shalev-Shwartz, SH. & Shai Ben,D. (2014). Understanding machine learning: from theory to algorithms, Book by Shai Ben-David and Shai Shalev-Shwartz.

Şekerci, M. & Kandemir, R. (2009). Birleşik ve eğik Türkçe el yazısı tanımada k-NN sınıflama yöntemi ve sözlük kullanımı, Trakya Univ J Sci, 10(1):97-102.