

Hitit Çivi Yazılı Tabletlerin Yapay Zeka Algoritmaları ile Okunması*

Araştırma Makalesi/Research Article

 Baran BİNGÖL¹,  Gülgüney MASALCI ŞAHİN²,  Özlem SİR GAVAZ²,  Savaş TAKAN¹

¹ Ankara Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Yapay Zeka ve Veri Mühendisliği, Ankara, Türkiye

² Ankara Üniversitesi, Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi, Eskiçağ Dilleri ve Kültürleri Bölümü, Ankara, Türkiye

22290007@ogrenci.ankara.edu.tr, gmasalci@ankara.edu.tr, gavaz@ankara.edu.tr, stakan@ankara.edu.tr

(Geliş/Received:09.02.2024; Kabul/Accepted:08.06.2024)

DOI: 10.17671/gazibtd.1434452

Özet— Çivi yazısı gibi özel yazı biçimlerinin yapay zeka ile okunması, görüntü işleme teknolojisinin hızla gelişmesiyle son yıllarda önemli bir çalışma alanı haline gelmiştir. Çeşitli dillerde yazılmış tabletler üzerinde gerçekleştirilmiş pek çok önemli literatür bulunmaktadır. Buna karşın, her ne kadar dünyada farklı merkezlerde 3D modelleme ve dijitalleştirme çalışmaları başlamış olsa da yapay zeka kullanılarak okunan çivi yazılı diller arasında Hititçe dili bulunmamaktadır. Literatürdeki bu boşluğu doldurmak, Hititologların tablet okuma hızlarını artırarak bilimsel çalışmalarını daha derinlemesine analiz etmelerine olanak tanımak ve manuel yöntemlerle okunan tabletlerin elle temasını azaltarak binlerce yıl öncesinden günümüze ulaşan tabletlerin tahrip olma durumunu en aza indirmek amacıyla çalışmamızda, Hitit çivi yazısı üzerinde transfer öğrenme yöntemi ile geliştirilmiş derin öğrenme modelleri denenmiştir. Bunun sonucunda model topluluğu yöntemiyle %89 doğruluk elde edilmiştir. Çalışmamızın, Hitit çivi yazısı uzmanlarının tabletler üzerindeki çalışma sürelerini kısaltması ve daha verimli işleyecek bir bilimsel sürece katkı sunması beklenmektedir.

Anahtar Kelimeler— hitit tabletleri, yapay zeka, derin öğrenme, model topluluğu, görüntü işleme

Hittite Cuneiform Tablets with Artificial Intelligence Algorithms * (İngilizce)

Abstract—Artificial intelligence reading of special scripts such as cuneiform has become an important field of study in recent years with the rapid development of image processing technology. There are many important literatures on tablets written in various languages. However, although 3D modelling and digitisation studies have started in different centres around the world, there is no Hittite language among the cuneiform languages read using artificial intelligence. In order to fill this gap in the literature, to enable Hittitologists to analyse their scientific studies in more depth by increasing the tablet reading speed, and to minimise the destruction of the tablets that have survived thousands of years ago by reducing the manual contact of the tablets read by manual methods, deep learning models developed with transfer learning method were tested on Hittite cuneiform in our study. As a result, 89% accuracy was obtained with Ensembling method. Our study is expected to shorten the working time of Hittite cuneiform experts on tablets and contribute to a more efficient scientific process.

Keywords—hittite tablets, artificial intelligence, deep learning, model ensembling, image processing

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Görüntü işleme teknolojisinin hızla gelişmesi, birçok uygulama alanına yeni olanaklar sunmaktadır. Bu alanlardan biri de karakter tanıma ve nesne tespiti çalışmalarıdır. Bu çalışmalar çivi yazısı gibi özel yazı biçimlerinin yapay zeka ile okunması konusunda büyük potansiyel taşımaktadır [1], [2]. Söz konusu potansiyelden yola çıkılan çalışmamızda, Hitit çivi yazısının, görüntü işleme teknikleriyle yapay zeka ile okunmasına odaklanılmıştır. Hititçe tabletler üzerinde dünyada farklı merkezlerde 3D modelleme ve dijitalleştirme çalışmaları başlamış olmasına karşın yapay zeka kullanılarak okunan çivi yazılı diller (Sümerce, Akadça, Eblaca, Babilce) arasında Hititçe'nin bulunmaması, bu çalışmanın özgün yönünü oluşturmaktadır.

Hitit çivi yazılı tabletler, Hititlerin başkenti Boğazkale/Hattuşa başta olmak üzere Çorum-Ortaköy / Şapinuwa, Samsun Vezirköprü- Oymağaç / Nerik, Sivas-Kuşaklı / Şarişsa, Sivas-Kayalıpınar / Şamuha, Kırıkkale-Karakeçili Büklükale, Çorum-Alacahöyük, Eskişehir, Yozgat-Sorgun Uşaklı Höyük, Kilis Oylum Höyük gibi Anadolu'nun farklı bölgelerinde ve Türkiye dışındaki arkeolojik kazılarda elde edilmiştir [3, 5]. Hitit çivi yazılı tabletlerinde, Hitit dili dışında Palaca, Luvice, yerli halkın dili olan Hattice, Hurrice, Sümerce, Akadça ve Kikkullu yönetmeliğinde geçen Sanskritçe öğelerle birlikte toplam sekiz farklı dil yer almaktadır. Bunlara ilaveten Hititlerin başkenti Hattuşa'da 2023 kazı sezonunda açığa çıkarılan çift dilli bir tablette (KBo 71.145: CTH 470) Hititçe ile birlikte kaydedilmiş yeni bir Anadolu dili olan Kalaşmaca tespit edilmiştir [4]. Bu keşif, kadim Anadolu dillerine bir yenisinin eklenmesine ve dünyanın gözünü Hititçe tabletlere çevirmesine neden olmuştur. Hitit çivi yazılı metinler incelendiğinde; hem hece işaretlerinin fazla olması, hem farklı kâtipler tarafından yazılmış olmaları hem de aynı tablet üzerinde yukarıda bahsi geçen farklı dillerde kelimelerin olması tabletlerin çözülmesini zorlaştırmaktadır. Ayrıca kil üzerine yazılan yaklaşık üç bin beş yüz yıllık tabletler, günümüze maalesef kırık, yanmış ya da fazla tahrip olmuş şekilde ulaşmıştır. Bu da hece işaretlerinin güçlüğüle okunması ya da okunamamasına sebep olmakta, tabletlerin transliterasyon ve tercümelerini önemli ölçüde zorlaştırmaktadır.

Bu metinler bir ölü dile ait olması sebebiyle, günümüzde kullanılmayan hece ve karakterler içerir ve bu nedenle Hitit çivi yazısıyla yazılmış bir tableti okumak Hititoloji konusunda eğitilmiş bir insan için çokça zaman ve emek gerektirmektedir. Öte yandan bu yazı sistemini çözümlemek, dilbilimciler ve eskiçağ tarihi uzmanları için hayati önem arz eder. Zira, günümüzden yaklaşık üç bin beş yüz yıl önce Anadolu coğrafyasına hükmetmiş ve büyük bir medeniyet kurmuş olan Hititlerin siyasi tarihteki rolleri, sosyal ve kültürel yaşamları, dini yaşamları, dönemin devletleri ile olan diplomatik ilişkileri ve günümüze aktardıkları kültürel öğeler ile ilgili en önemli belgeler Hitit arşivinde bulunmaktadır. Öyle ki okunacak ve yorumlanacak her tablet Hitit tarihinin, dolayısıyla Eski Anadolu tarihinin aydınlatılmasında son derece önemlidir. Ayrıca Ankara Anadolu Medeniyetleri Müzesi başta olmak

üzere, İstanbul ve Çorum Müzelerinde okunmayı ve yayınlanmayı bekleyen binlerce tablet bulunmaktadır [5]. Tüm bu bilgilerden yola çıkarak, çalışmanın amacı, yapay zeka tabanlı bir yöntem ile Hitit çivi yazısı tabletlerinin otomatik olarak transliterasyonunu yapabilmek ve bu sayede Hititologların tabletleri çözümü ve yayınlama hızlarının artırılması ile daha fazla yayınlanmamış tabletin bilim camiasına kazandırılmasını sağlamaktır. Ayrıca manuel yöntemlerle okunan tabletlerin elle temasını azaltarak binlerce yıl öncesinden günümüze ulaşan tabletlerin tahrip olma durumunu da en aza indirmek amaçlanmaktadır.

Çalışmada bu doğrultuda, Hitit çivi yazısı üzerinde derin öğrenme tabanlı görüntü işleme tekniklerinin kullanılması incelenmiş, Hititçe veya başka ölü dillerdeki çivi yazısı sistemlerini kullanmak isteyen araştırmacılar için çözüm önerileri sunulmuştur. Çalışmamızın, çivi yazısı araştırmalarını desteklemek için önemli bir adım olacağı düşünülmektedir. Öte yandan bu çalışmanın, Hitit çivi yazısı uzmanlarının tabletler üzerindeki çalışma sürelerini kısaltması ve daha verimli işleyecek bir bilimsel sürece katkı sunması da öncül ve beklenen hedefler arasında bulunmaktadır.

2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR (RELATED WORK)

Derin öğrenme kullanan bildiğimiz ilk harf tanıma çalışmasında LeCun vd. [6], el yazısıyla yazılmış posta kodlarını tanımak için geri yayılım (backpropagation) algoritmasını kullanan bir sinir ağı mimarisini incelemiştir. Ağ, ABD Posta Servisi'nin verileri üzerinde test edilmiş ve el yazısı rakamlarını yüksek doğrulukla sınıflandırabilmiştir. Ağ tasarımında yenilikçi özellikler, özellikle ağırlık paylaşımı ve özel mimari katkıları vurgulanmıştır. Bulgular, geri yayılım (backpropagation) yönteminin el yazısı tanıma görevlerinde pratik ve etkili olduğunu göstermiştir [6].

Williams vd. [7], çivi yazısı işaretlerini tanımlamak ve sınıflandırmak için DeepScribe adında bir yapay zeka sistemi geliştirmiştir. Sistem, Ahameniş İmparatorluğu dönemine ait kil tabletler üzerindeki yazıtları analiz etmek için kullanılmış ve bu işaretleri doğru bir şekilde yerleştirebilme ve tanımlayabilme kabiliyetine sahip olduğunu göstermiştir. Sistem, bu tabletlerin fotoğrafları üzerinde yüksek doğrulukta işaret önerileri sunarak araştırmacılara transkripsiyon konusunda yardımcı olmayı amaçlamıştır [7].

Stötzner, Homburg ve Mara'nın [8] çalışmasında, çivi yazısını dijital olarak işleyen araçlar geliştirilmiştir. Çivi yazısı, günümüzden yak. 5. Bin yıl önce icat edilmiş, çok geniş bir coğrafyada ve en az sekiz farklı dilde kullanılmış 3D bir yazı tipidir. Araştırma, 500 etiketlenmiş tablet içeren HeiCuBeDa ve MaiCuBeDa veri setlerini kullanmış ve fotoğraflarla 3D renderlar arasında etiketlemeyi aktarabilen bir araç sunmuştur. Çivi yazısı karakterlerinin yerlerini tahmin etmek için RepPoints dedektörü kullanılmıştır. 3D render edilmiş görüntülerin, fotoğraflar

üzerindeki karakter tespitinde daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur [8].

Diğer taraftan, Homburg vd. [9], çivi yazılı kil tabletlerin 3D taramalarını ve bu taramalar üzerindeki 3D notasyonları içeren bir veri seti tanımlamıştır. Çalışmada, iki farklı tarihi döneme ait tabletlerin, özellikle arkeoloji ve dil bilimi çalışmaları için kullanılabilir biçimde işlenmesi ve yorumlanması üzerine odaklanılmıştır. 3D notasyonların, karakter tanıma ve dil çalışmalarına katkı sağlamak için makine öğrenimi görevlerinde kullanılabilirliği öne sürülmüştür. Veri seti, farklı yazılımlarla kullanım için çeşitli formatlarda yayımlanmış ve çivi yazılı araştırmalarda 3D verinin modern işlenişine dair öneriler sunulmuştur [9].

Tel Aviv Üniversitesi'nde Gai Gutherz isimli bir araştırmacının yüksek lisans tezi için bir tez projesi olarak başlayan proje çalışmasının son adımı, 2023 Mayıs ayında Oxford University Press'in PNAS Nexus dergisinde, Akadca'dan İngilizce'ye nöral makine çevirisini anlatan bir (Translating Akkadian to English with Neural Machine translation) araştırma makalesi olarak yayımlanmıştır. Google Translate, Baidu translate ve diğer çeviri motorları tarafından da kullanılan nöral makine çevirisi, kelimeleri bir sayı dizisine dönüştürerek çalışan ve başka bir dildeki bir cümleyi kelimesi kelimesine çevirmekten daha doğru ve dilin doğal yapısına uygun bir sinir ağı adı verilen karmaşık bir matematiksel formül kullanılmıştır [10].

Horst Kremers'in editörlüğünde 2020 yılında yayımlanan Digital Cultural Heritage adlı kitapta, Charles University (Prague) ekibi tarafından (Petr Zemánek, Jana Mynářová, Petra Štefcová & Jaroslav Valach) yayımlanan 'Virtual Collection of Cuneiform Tablets as a Complex Multilevel System with Interdisciplinary Content' adlı çalışmada, sanal bir çivi yazısı tablet koleksiyonunun mimarisi ele alınmıştır. Kültepe kazılarında elde edilen yaklaşık 400 Eski Asurca tableti içeren koleksiyon, çivi yazısıyla yazılmış ek bir metin bilgisi katmanına sahip özel bir koleksiyonun dijitalleştirilmesi, eserlerin dijital modellerini (3D modeller, stereometrik ve standart fotoğraflar, Structure-from-Motion) ve aynı zamanda tek tek nesnelere ilişkin ek verileri (boyutlar, renk, şekiller, kompozisyon gibi fiziksel özellikler) içeren çalışmada, çivi yazılı metin kısmı da bir corpus olarak dilbilimcilerin kullanımına sunulmuş ve filolojik veriler bazı önemli nitelikler (kişiler, mallar, bağlantılar) için bir araya getirilmiştir. Koleksiyondan elde edilen veriler, başka verilerle ilişkilendirilerek veritabanı kültürel ve tarihsel gelişim bağlamına yerleştirilmiştir [11].

Dijital dokümantasyona dair bir diğer önemli çalışma ise 'Cuneiform Tablets Micro-Surveying in an Optimized Photogrammetric Configuration' yani Çivi Yazılı Tabletlerin Optimize Edilmiş Fotogrametrik Konfigürasyonda Mikro-Ölçülmesi adlı çalışmadır. Böylelikle çivi yazılı tabletlerin üzerindeki her bir işaret mikroskobik ölçümleri ile alınmakta, okunmakta ve arşivlenebilmektedir. Università degli Studi di Salerno, Politecnico di Milano ve Department of Languages and Cultures, Ghent University bölümlerinden araştırmacılara

göre, mikrometrik ölçme sistemi, çivi yazılı tabletlerin sayısallaştırılması ve belgelenmesi için verimli ve güvenilir çözümler sunmaktadır [12].

Tyndall'ın [13] çalışması, Hititçe dilinde yazılmış çivi yazılı tablet parçalarını daha büyük metinlere otomatik olarak toplamayı amaçlayan bir yaklaşımı sunmaktadır. Çalışma, parçalı (fragman tabletler) ve hasar görmüş metinlerin sınıflandırılmasında bilinen metin sınıflandırma metriklerinin ve Hititçe çivi yazılı metinlerin yapısına dair bazı bilgilerin kullanılmasını önermektedir. Bu sayede, çivi yazılı tablet parçalarını, var olan tam metinlerin altında sınıflandırmak mümkün olabilir. Çalışmada, Naif Bayes (Naive Bayes) ve Maksimum Entropi (Maximum Entropy) sınıflandırıcıları kullanılarak bu parçalar analiz edilmiş ve çivi yazısındaki Sumer ve Akad ideogramları kullanılarak sınıflandırma performansı artırılmıştır [13].

He vd. [14] derin sinir ağlarını eğitmenin zorluğunu gidermek için artık(residual) öğrenme çerçevesini tanıtmıştır. Yazarlar, katmanları, girdilere göre artık(residual) fonksiyonlar olarak yeniden formüle ederek ağların daha derin olmasına rağmen daha kolay optimize edilmesini sağlamıştır. 152 katmana kadar derinlikteki artık(residual) ağlar, düşük karmaşıklıkla ImageNet'te yüksek doğruluk elde etmiş ve çeşitli yarışmalarda birincilik kazanmıştır [14].

Tan ve Le'nin [15] çalışmasında, ConvNets'in performansını artırmak için derinlik, genişlik ve çözünürlüğün eşit oranda ölçeklendirilmesine dayanan yeni bir yöntem önerilmiştir. Tasarlanan EfficientNets, ImageNet ve diğer veri setlerinde daha az parametreye ile mevcut modellere göre daha yüksek doğruluk ve verimlilik sağlanmıştır [15].

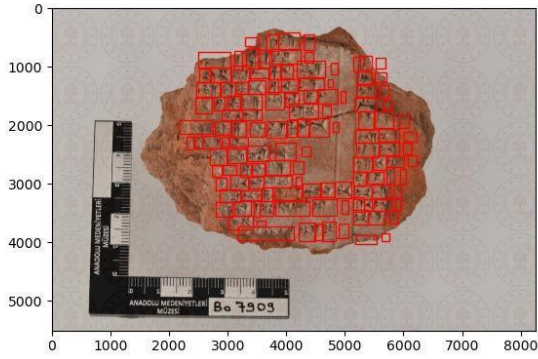
Yapay zeka kullanılarak tablet okuma konusunda önemli çalışmalar yapan bir diğer merkez ise Chicago Oriental Institute ile yine Chicago Üniversitesi Bilgisayar Bilimleri Bölümü'dür (The Department of Computer Science). 1990'lardan bu yana 3D çizim konusunda ve okuma konusunda bilişim teknolojilerinden faydalanan araştırmacılar, tablet okumada %80 başarıya ulaştıklarını ancak tekrar eden fiiller ve kalıplar dışında, yorum gerektiren kelime ve ifadelerde başarı oranının düştüğünü dile getirmişlerdir [16].

Mevcut literatürde, çeşitli dillerde yazılmış çivi yazılı tabletlerin yapay zeka ile transliterasyonuna dair çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalardan farklı olarak bizim çalışmamız, Hitit çivi yazılı tabletler üzerinde gerçekleştirilmiştir. Öte yandan Başkent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde Hitit Çiviyazısının Bilgisayar Desteği ile Okunması ile ilgili yürütülen çalışmalar sonucunda bir teknik rapor ve yüksek lisans tezleri tamamlanmıştır. Çalışmalarda Hitit tabletlerinden bilgisayarlı görü uygulamalarının çalışma ilkeleri ayrıntılı olarak açıklanarak, algoritmalar dilin işaretlerine uygulanmıştır ve Hitit işaretlerine karşılık gelen sözcüklerin dilbilgisi yapısı üzerinde durulmuştur. [17, 18, 19] Ayrıca Tyndall [13], Hititçe tabletler üzerinde çalışmış

ancak kırık tabletleri birleştirmek üzerine bir çalışma yürütmüştür. Bunu yaparken de sınıflandırma algoritmalarından yararlanmışır. Bundan farklı olarak bizim çalışmamızda, Hitit tabletlerinin transliterasyonu gerçekleştirilmiştir.

3. METOT (METHOD)

Yapay zeka tabanlı bir yöntem ile Hitit çivi yazısı tabletlerinin otomatik olarak transliterasyonunu yapabilmek amacıyla çalışmamızda, öncelikle Hititçe tabletlerin yüksek çözünürlüklü fotoğrafları çekilmiş ve dijital ortama aktarılmıştır. Daha sonra, geliştirdiğimiz web sayfası aracılığıyla tabletler, Hititologlar tarafından etiketlenmiştir. Her bir heceyi içine alan bir dörtgen çizilerek etiketleme gerçekleştirilmiştir. Şekil 1’de buna örnek gösterilmiştir.



Şekil 1. Hititçe işaretlerin dörtgensel etiketleme yöntemi (Quadrilateral labelling of Hittite signs)

Etiketleme sonucunda, fotoğraflar parçalara ayrılmış, aynı hecelerin farklı fotoğrafları gruplandırılmıştır. Ancak Hitit işaret listesinde bazı hecelerin görünümü aynı olduğu için, bu işaretler projede bir işaret olarak kabul edilmiştir. Bunlara örnek bazı işaretler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1 Gösterimi aynı olan işaretler

DINGİR	<i>an</i>
<i>at</i>	AD
<i>ag</i>	ak
<i>bu</i>	pu
<i>pé</i>	pi
<i>har</i>	HUR
GIŞ	ez
GIŞ	iz
<i>ke</i>	ki
<i>ši</i>	LIM
<i>lu</i>	UDU

Bu işaretlere örnek görseller Şekil 2’de verilmiştir. Burada Hitit çivi yazılı metinlerde geçen Sümerce DINGİR ve Hititçe *an* işaretlerinin aynı olduğunu görülmektedir.



“DINGİR” işareti



“an” işareti

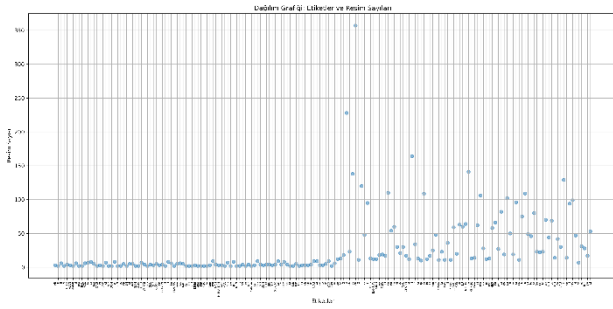
Şekil 2. DINGİR ve an işaretlerinin görünümü (View of DINGİR and an signs)

Etiketleme sonuçlarına göre Hititçe işaretlerin fotoğrafları incelendiğinde, veri setimizdeki işaretlerin fotoğraflarının sayıca dağılımının dengesiz olduğu gözlenmiştir. Bu durum Şekil 3’te gösterilmektedir.



Şekil 3. Hititçe işaretlerin elde edilen veri setindeki dağılımı (Distribution of Hittite signs in the obtained data set)

Ayrıca veri setinin daha detaylı bir grafiği Şekil 4’te verilmiştir. Bu grafikte x ekseninde etiketler ve isimleri görülmektedir. Y ekseninde ise bu etiketlerin sahip olduğu toplam resim sayısı verilmiştir. Bu grafik bir saçılım grafiğidir ve sahip olunan veri setinin dağılımı hakkında detaylı bir bakış sunmaktadır.



Şekil 4. Veri setinin saçılım grafiği
(Scatter plot of Hittite signs in the obtained data set)

Veri setindeki dengesizliği ortadan kaldırmak için veri artırma(data augmentation) yöntemi kullanılmıştır. Veri artırma yöntemleri seçilirken uygulanacak olan hecenin anlamının değişmemesi dikkate alınmıştır.

Veri setini iyileştirmek için çeşitli yöntemler denenmiştir. Öncelikle eğitim verileri her bir grup 400x400 piksel'e yeniden ölçeklendirilmiştir. Sonrasında her bir gruptan rastgele 360x360 piksellik bir bölge alınmıştır. Böylece modelin daha iyi genelleşebilmesi amaçlanmıştır. Alınan her 360x360 piksellik resimlere %30 olasılıkla 5 derece döndürme uygulanmıştır. %30 olasılıkla rastgele afin

dönüşümü(random affine transformation) yöntemi uygulanmıştır. En son işlem olarak resimler ImageNet istatistikleriyle normalize edilmiştir çünkü kullandığımız her model imagenet üzerinde ön eğitilmiştir. Test verileri için, fotoğraflar öncelikle 400x400 piksel boyutlarına indirilmiştir. Sonrasında, 360x360 piksel kalacak şekilde resmin orta yerinden kırılmış ve imagenet istatistikleriyle normalize edilmiştir.

Veri setinin ResNet101 modelinde veri artırma yapılmamış ve yapılmış değerleri Tablo 2'de gösterilmiştir.

ResNet101 modeli karşılaştırırken kullanılan hiperparametreler aynıdır, dolayısıyla metrikler arasındaki fark sadece veri artırma etkisiyle oluşmuştur. Buradan da anlaşılacağı üzere, veri artırma yöntemi derin öğrenme modelinin performansını önemli ölçüde iyileştirmiştir.

İşaretlerin, 3930 tanesi eğitim ve 860 tanesi test olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Hititçe işaret sayısı 1 olan fotoğraflar, modeli eğitirken eğitim ve test diye ayırlamayacağı için, bu harfler veri setinden çıkarılmıştır. Buna ek olarak, Tablo 1'de verilen aynı gösterime sahip işaretler de aynı sayıldıktan sonra, toplamda 181 farklı etikete sahip bir veri seti elde edilmiştir.

Tablo 2 Veri setinin ResNet101 modelinde veri artırma yapılmamış ve yapılmış değerleri

MODELLER	Eğitim Yitimi (Train Loss)	Geçerleme Yitimi (Validation Loss)	Doğruluk (Accuracy)	İlk-3-Doğruluk (Top-3-Accuracy)	İlk-5-Doğruluk (Top-5-Accuracy)	Kesinlik (Precision)	Duyarlılık (Recall)	F1-Skoru (F1-Score)
ResNet101 181 Etiket (veri artırma yokken)	0.01	0.72	%84.3	%93.7	%95.6	0.811	0.843	0.826
ResNet101 181 Etiket (veri artırma varken)	0.05	0.64	%85.7	%93.5	%96.1	0.836	0.857	0.846

3.1 Kullanılan modellerin açıklamaları (Descriptions of the models used):

ResNet: Her bir katman kendinden önceki katmanın hem çıkışını hem de girişini alır. Bu yapı sayesinde katmanlar arası bilgi akışı artar ve patlayan gradyan sorunu çözünür.

DenseNet: Her bir katman kendisinden önceki tüm katmanların çıkışını giriş olarak alır. Bu yoğun bağlantılar modelin daha iyi öğrenmesini sağlar.

EfficientNet: Modelin derinliği ve genişliği ölçek katsayılarıyla dengelendiğinden, daha hızlı ve daha iyi performansla çalışan evrişimli sinir ağlarından oluşur.

ConvNext: Geleneksel evrişimli sinir ağlarının yanı sıra özel yöntemlerle tasarlanmış yeni katmanlar içerir. Bu katmanlar daha etkili özellik çıkarır ve modele daha iyi öğrenme imkanı sağlar.

Model Topluluğu (Model Ensembling) Yöntemi: Farklı modellerin çıktılarını birleştirerek daha güçlü ve genelleşmiş bir model elde edilmesini sağlar. Bu yöntem

genellikle başarıyı artırır fakat daha fazla hesaplama istediğinden dolayı daha fazla zaman harcar.

Oluşturduğumuz modellerde yaptığımız deneyler sonucunda, derin öğrenme modellerinin önceden eğitilmesi (ImageNet üzerinde), veri setimiz üzerinde daha iyi sonuç vermiş ve daha hızlı yakınsamasını sağlamıştır. Bu yüzden oluşturduğumuz modellerinin hepsi imagenet ağırlıklarıyla başlatılarak eğitilmiştir.

Oluşturduğumuz model tablosunda bazı modellerin diğer modellere göre daha büyük olmasından dolayı daha iyi genelleşmeleri için küçük modellere uyguladığımızdan daha fazla düzenleme (regularization) gerektirmiştir. Daha fazla düzenleme gerektiğinde yitim fonksiyonu(loss function) ve iyileştirici(optimizer) için etiket düzleştirme (label smoothing) ve L2 cezası(L2 penalty) kullanılmıştır. Model, Tablo 3'te * işaretiyle belirtilmiştir.

Tablo 3 Modellerin Performans Değerleri

Model İsimleri	Eğitim Yitimi (Train Loss)	Geçerleme Yitimi (Validation Loss)	Doğruluk (Accuracy)	İlk-3-Doğruluk (Top-3-Accuracy)	İlk-5-Doğruluk (Top-5-Accuracy)	Keskinlik (Precision)	Duyarlılık (Recall)	F1-Skoru (F1-Score)	Model Parametre Sayısı
ResNet50	0.03	0.70	% 84.4	%93.2	%96.0	0.816	0.844	0.830	23,878,901
ResNet101	0.05	0.64	% 85.7	%93.5	%96.1	0.836	0.857	0.846	42,871,029
ResNet152	0.01	0.64	% 86.9	%94.4	%96.1	0.836	0.868	0.852	58,514,677
ResNet50-101-152 topluluğu (ensemble)	-	-	% 87.1	%95.5	%96.5	0.843	0.871	0.856	-
DenseNet201	0.01	0.59	% 87.6	%94.3	%96.4	0.848	0.875	0.861	18,440,629
EfficientNetB5	0.01	0.77	% 86.1	%93.3	%94.7	0.833	0.860	0.846	28,711,653
ConvNext-base	0.01	0.59	% 87.7	%95.5	%97.4	0.847	0.877	0.862	87,751,989
ConvNext-large	0.02	0.61	% 85.6	%95.1	%96.9	0.827	0.856	0.841	196,508,533
ConvNext-large*	0.48	0.94	% 87.9	%95.6	%97.7	0.853	0.879	0.865	196,508,533
En iyi 4 model topluluğu (ensemble)	-	-	% 89.0	%96.0	%97.3	0.861	0.889	0.875	-

4. SONUÇLAR (CONCLUSION)

Yapay zeka tabanlı bir yöntem ile Hitit çivi yazısı tabletlerinin otomatik olarak transliterasyonunu yapabilmek ve bu sayede Hititologların tablet okuma hızlarını artırarak, bilimsel çalışmalarını daha derinlemesine analiz etmelerine olanak tanımak amacıyla gerçekleştirilen çalışmada, derin öğrenme tabanlı görüntü işleme tekniklerinin kullanılması incelenmiş, Hititçe veya başka ölü dillerdeki çivi yazısı sistemlerini kullanmak isteyen araştırmacılar için çözüm önerileri sunulmuştur.

Çalışma kapsamında öncelikle Hititçe'de aynı gösterime sahip işaretler tek işaret olarak kabul edilmiştir. Veri setimizde sadece 1 adet bulunan heceler, test ve eğitim olarak ayrılmayacağı için veri setinden çıkarılmıştır. Veri setinin dengesizlik problemini çözmek için veri artırma uygulanmıştır. Bu uygulamalardan sonra ortaya çıkan veri seti ile ResNet, DenseNet, EfficientNet, ConvNext, model topluluğu(model ensemble) yöntemleri ile modeller oluşturulmuştur. Çıkan sonuçlara göre, model topluluğu yöntemi, %89 ile en yüksek başarıyı göstermiştir. Modellerin başarımlarının farklarının arkasındaki nedeninin model dizayn yapısı ve içerdikleri parametre sayısı olduğu düşünülmektedir. Ortaya çıkan ilginç bir sonuç ise DenseNet201 yapısının karşılaştırılan modeller arasında en az parametre sayısına sahip olmasına rağmen en iyi sonuç veren algoritmalarından birisi olmasıdır. DenseNet yapısında her katmanın ileri yönde tüm diğer seviyelere yoğun bir şekilde bağlandığı bilinmektedir bu sayede sonraki tüm katmanların resimlerin daha düşük seviye özelliklerden yararlanmasını sağlar. DenseNet bu yapısı gereği Hititçe işaretleri sınıflandırma görevinde iyi sonuç verdiği düşünülmektedir. Ayrıca tabloda görülmektedir ki EfficientNet modeli ResNet101 modelinden %34 daha az parametre sayısına sahip olmasına rağmen doğruluk oranı olarak daha iyi sonuç vermiştir ayrıca F1-skorları aynıdır. Bunun sebebi ise EfficientNet modelinin derinliğinin ve genişliğinin ölçek

katsayılarıyla dengelenmesidir dolayısıyla bu model daha az parametreyle daha iyi sonuç vermiştir.

Elimizdeki veri, 4790 adet işaret ile sınırlıdır. Sonraki çalışmalarda, daha fazla işaret ile çalışıldığında başarımların artması beklenmektedir. Ayrıca etiketleme yöntemlerinde de geliştirilme yapılması planlanmaktadır. Mevcut literatürde, çeşitli dillerde yazılmış çivi yazılı tabletlerin yapay zeka ile transliterasyonuna dair çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalardan farklı olarak bizim çalışmamız, Hitit çivi yazılı tabletler üzerinde gerçekleştirilmiştir. Çalışmamızın, çivi yazısı araştırmalarını desteklemek için önemli bir adım olacağı düşünülmektedir. Öte yandan bu çalışmanın, Hitit çivi yazısı uzmanlarının tabletler üzerindeki çalışma sürelerini kısaltması ve daha verimli işleyecek bir bilimsel sürece katkı sunması da beklenen etkiler arasındadır.

TEŞEKKÜR (Acknowledgement)

Bu makale, Ankara Üniversitesi bünyesinde yürütülen 3219 Proje ID'li, SBA-2024-3219 Proje kodlu, ADEP projesi kapsamında yayınlanmıştır.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Collins, D. J., Ma, Z., Han, J., & Ai, Y. (2017). Continuous micro-vortex-based nanoparticle manipulation via focused surface acoustic waves. *Lab on a Chip*, 17(1), 91-103.
- [2] Homburg, T., Zwick, R., Mara, H., & Bruhn, K. C. (2022). Annotated 3D-models of cuneiform tablets. *J. Open Archaeol. Data*, 10, 1-8.
- [3] Erkut, S., (1997). Çiviyazılı Hitit Tabletleri, *Bellekten*, C. LXI, Aralık, S.232, Ankara 1997, 495-498.

- [4] İnternet: Schwemer D., (2023-10-29) Thesaurus Linguarum Hethaeorum digitalis, hethiter.net/: TLHdig KBo 71.145 (2021-12-31).
- [5] Özkan, S. (2017). Türkiye Müzelerinde Korunan Çivi Yazılı Tabletler, Prof.Dr. Recep Yıldırım'a Armağan, Ed. Pınar Pınarcık, Bilcan Gökce, Mehmet Salih Erkek, Sena Coşğun Kandal, Bilgin Kültür Sanat Yayınları, Ankara 2017, 173-193.
- [6] LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*, 1(4), 541-551.
- [7] Williams, E. C., Su, G., Schloen, S. R., Prosser, M. C., Paulus, S., & Krishnan, S. (2023). DeepScribe: Localization and Classification of Elamite Cuneiform Signs Via Deep Learning. arXiv preprint arXiv:2306.01268.
- [8] Stötzner, E., Homburg, T., & Mara, H. (2023). CNN based Cuneiform Sign Detection Learned from Annotated 3D Renderings and Mapped Photographs with Illumination Augmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (pp. 1680-1688).
- [9] Homburg, T., Zwick, R., Bruhn, K. C., & Mara, H. (2022). 3D data derivatives of the Haft Tappah processing pipeline. *Cuneiform Digital Library Journal*, 2022(1).
- [10] Gutherz – Gordin – Sáenz – Levy – Berant, (2023), “Translating Akkadian to English with neural machine Translation”, *PNAS Nexus* 2, 1–10.
- [11] Zemánek – Mynářová – Štefcová, – Valach, “Virtual Collection of Cuneiform Tablets as a Complex Multilevel System with Interdisciplinary Content” in. *Digital Cultural Heritage* (ed. Horst) p. 183– 194, 2020.
- [12] Antinozzi – Fiorillo – Surdi, (2022), “Cuneiform Tablets Micro-Surveying in an Optimized Photogrammetric Configuration”, *HERITAGE*, 5 (4), p.3133-3164.
- [13] Tyndall, S. (2012, July). Toward automatically assembling Hittite-language cuneiform tablet fragments into larger texts. In *Proceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)* (pp. 243-247).
- [14] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
- [15] Tan, M., & Le, Q. (2019, May). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In *International conference on machine learning* (pp. 6105-6114). PMLR.
- [16] İnternet: Ancient Language Processing: Teaching Computers to Read Cuneiform Tablets ,
<https://datascience.uchicago.edu/news/ancient-language-processing-teaching-computers-to-read-cuneiform-tablets/>, 18.05.2024
- [17] Aktaş – Aşuroğlu (2016) Hitit Çiviyazılarının Bilgisayar Desteği ile Okunması Ve Çevirisi İle İlgili El Kitabı, Başkent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü Teknik Yayın, Temmuz 2016.
- [18] Aşuroğlu, T. (2015), **Hitit Çiviyazısı İşaretlerinin Bilgisayar Desteği ile Okunması ve Veri Madenciliği Uygulama Örnekleri**, Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara 2015.
- [19] Yeşiltepe, M.B. (2015) Hitit Çiviyazılı İşaretlerin Okunmasında Uzman Sistem Uygulama Örnekleri, Başkent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara 2015.