



**T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

DERİN ÖĞRENME İLE TÜRKÇE FONT VE KARAKTER TANIMA

AYLİN ŞEVİK

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
DOÇ. DR. PAKİZE ERDOĞMUŞ**

DÜZCE, 2019

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DERİN ÖĞRENME İLE TÜRKÇE FONT VE KARAKTER TANIMA

Aylin Şevik tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Pakize Erdoğan

Düzce Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Pakize Erdoğan

Düzce Üniversitesi

Doç. Dr. Devrim Akgün

Sakarya Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Zehra Karapınar Şentürk

Düzce Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 19/06/2019

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

19 Haziran 2019

Aylin Şevik

TEŐEKKÖR

Yüksek Lisans öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Doç. Dr. Pakize ERDOĞMUŐ'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen meslektaşım Erdi YALÇIN'a ve sevgili aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

19 Haziran 2019

Aylin Şevik

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ	vi
ÇİZELGE LİSTESİ	viii
KISALTMALAR.....	ix
ÖZET	x
ABSTRACT	xi
1. GİRİŞ.....	1
1.1. PROBLEM TANIMI VE TEZİN AMACI.....	2
1.2. TEZİN ORGANİZASYONU	3
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI VE TEKNİK BİLGİLER	4
2.1. KAYNAK ARAŞTIRMASI	4
2.2. TEKNİK BİLGİLER.....	9
2.2.1. Evrişimli Sinir Ağı.....	9
2.2.1.1. Evrişim Katmanı	10
2.2.1.2. ReLU	10
2.2.1.3. Örnekleme (Pooling) Katmanı	11
2.2.1.4. Tam Bağlı Katman	11
2.2.1.5. Softmax Katmanı	11
2.2.2. AlexNet	12
3. MATERYAL VE YÖNTEM	14
3.1. VERİ SETİ	14
3.2. DERİN ÖĞRENME AĞI EĞİTİMİ	16
3.3. GÖRÜNTÜ ÖN İŞLEME	24
3.4. HARFLERİN AYRILMASI VE TANIMA İŞLEMİ	25
3.5. GELİŞTİRİLEN ARAYÜZ	28
3.6. YAPILAN TESTLER VE SONUÇLARI.....	31
4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	52
5. KAYNAKLAR	54
6. EKLER	58
6.1. EK 1: TEK SATIRLI TEST SONUÇLARI	58
ÖZGEÇMİŞ	88

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. Evrişimli sinir ağı yapısı.....	2
Şekil 2.1. Evrişim katmanında girdinin filtreden geçirilmesi işlemi [47].	10
Şekil 2.2. AlexNet evrişimli sinir ağı mimarisi [46].....	12
Şekil 2.3. Alexnet katmanları.	13
Şekil 3.1. Veri setinde yer alan 38 font.....	15
Şekil 3.2. Veri setinde yer alan görüntülerden örnekler.	15
Şekil 3.3. Ağ eğitimi akış şeması.....	17
Şekil 3.4. Font ağı öğrenme sonuç grafiği.	21
Şekil 3.5. Harf ağı öğrenme sonuç grafiği.	22
Şekil 3.6. Font ağı karışıklık matrisi.....	23
Şekil 3.7. Harf ağı karışıklık matrisi.....	24
Şekil 3.8. Görüntüler üzerinde yapılan işlemler a) Orijinal görüntü b) Gri format c) Tümlenyeni alınmış ikilik format.....	25
Şekil 3.9. Görüntü işleme aşamaları.	25
Şekil 3.10. Türkçe font ve harf tanıma işleminin akış şeması.	26
Şekil 3.11. Harflerin ayrılması kısmının sözde kodu.....	27
Şekil 3.12. Geliştirilen arayüz.....	28
Şekil 3.13. Seçilen resmin gösterilmesi ve tanıma işleminin başlaması.....	29
Şekil 3.14. Tanıma işleminin bitmesi ve sonuçların gösterilmesi.	30
Şekil 3.15. Test edilen metin görüntüsünün sonuçları.....	31
Şekil 3.16. 8 pt Buxton Sketch Lorem ipsum metninden oluşan test görseli.	31
Şekil 3.17. 20 pt Franklin Gothic Book Lorem ipsum metninden oluşan test görseli.	31
Şekil 3.18. 72 pt Impact Lorem ipsum metninden oluşan test görseli.	32
Şekil 3.19. 8 pt Century tek satır test görseli.	32
Şekil 3.20. 20 pt Elephant tek satır test görseli.....	32
Şekil 3.21. 72 pt Courier New tek satır test görseli.	32
Şekil 3.22. 8 pt Arial test sonucu.	45
Şekil 3.23. 8 pt Verdana test sonucu.....	46
Şekil 3.24. 20 pt Comic Sans MS test sonucu.	47
Şekil 3.25. 20 pt Consolas test sonucu.....	48
Şekil 3.26. 72 pt Juice ITC test sonucu.....	49
Şekil 3.27. 72 pt Elephant test sonucu.	50
Şekil 6.1. 8 pt Arial test sonucu.	58
Şekil 6.2. 8 pt Buxton Sketch test sonucu.....	59
Şekil 6.3. 8 pt Century test sonucu.	60
Şekil 6.4. 8 pt Comic Sans MS test sonucu.	61
Şekil 6.5. 8 pt Consolas test sonucu.....	62
Şekil 6.6. 8 pt Courier New test sonucu.	63
Şekil 6.7. 8 pt Elephant test sonucu.	64
Şekil 6.8. 8 pt Juice ITC test sonucu.....	65
Şekil 6.9. 8 pt Verdana test sonucu.....	66
Şekil 6.10. 8 pt Trebuchet MS test sonucu.	67

Şekil 6.11. 20 pt Arial test sonucu.	68
Şekil 6.12. 20 pt Buxton Sketch test sonucu.	69
Şekil 6.13. 20 pt Century test sonucu.	70
Şekil 6.14. 20 pt Comic Sans MS test sonucu.	71
Şekil 6.15. 20 pt Consolas test sonucu.	72
Şekil 6.16. 20 pt Courier New test sonucu.	73
Şekil 6.17. 20 pt Elephant test sonucu.	74
Şekil 6.18. 20 pt Juice ITC test sonucu.	75
Şekil 6.19. 20 pt Verdana test sonucu.	76
Şekil 6.20. 20 pt Trebuchet MS test sonucu.	77
Şekil 6.21. 72 pt Arial test sonucu.	78
Şekil 6.22. 72 pt Buxton Sketch test sonucu.	79
Şekil 6.23. 72 pt Century test sonucu.	80
Şekil 6.24. 72 pt Comic Sans MS test sonucu.	81
Şekil 6.25. 72 pt Consolas test sonucu.	82
Şekil 6.26. 72 pt Courier New test sonucu.	83
Şekil 6.27. 72 pt Elephant test sonucu.	84
Şekil 6.28. 72 pt Juice ITC test sonucu.	85
Şekil 6.29. 72 pt Verdana test sonucu.	86
Şekil 6.30. 72 pt Trebuchet MS test sonucu.	87

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 2.1. Kaynak araştırması.	7
Çizelge 3.1. Font ağının öğrenme sonuçları.	18
Çizelge 3.2. Harf ağının öğrenme sonuçları.	19
Çizelge 3.3. 8 punto görsel sonuçları.....	33
Çizelge 3.4. 20 punto görsel sonuçları.....	38
Çizelge 3.5. 72 punto görsel sonuçları.....	41
Çizelge 3.6. 72 punto görsellerin font sonuçları.	42
Çizelge 3.7. Tek satırlı görsellerin harf başarıları.	51



KISALTMALAR

Ref. Nu.

Referans Numarası



ÖZET

DERİN ÖĞRENME İLE TÜRKÇE FONT VE KARAKTER TANIMA

Aylin ŞEVİK

Düzce Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Pakize ERDOĞMUŞ

Haziran 2019, 87 sayfa

Bu tezin amacı sayısal görüntülerden Türkçe karakter ve fontların tanınmasıdır. Tanıma işleminin gerçekleştirilebilmesi için elde edilen sayısal görüntü ikili hale getirildikten sonra, Türkçe harflere karşılık gelen her bir kapalı bölge, birbirlerinden ayrılmış ve sınırlarından kesilerek elde edilen harf görüntüsü sırasıyla önceden eğitilmiş harf ve font ağlarına gönderilerek sonuçlar alınmıştır. Bu işlemlerin görselleştirilmesi adına bir arayüz tasarlanmış ve metin içeren görüntü yüklendiğinde sonuç olarak alınan metin ve font bilgileri arayüzde gösterilmiştir. Türkçe harflerde bulunan şapka ve noktalar nedeniyle karakter tanıma işlemi zordur. Metinlerde bulunan i, j, ğ, ü ve ö gibi Türkçe karakterler başlangıçta harfin gövdesi ve parçası ayrı olacak şekilde bulunmuş ve geliştirilen algoritma ile her biri için ayrı karar mekanizmaları oluşturularak birleştirilmiş ve ağa bütün haliyle gönderilmiştir. Ayrıca bu çalışma için 227*227*3 boyutlarında 38 farklı font ve tüm Türkçe harfleri içeren toplamda yaklaşık olarak 13.000 adet harf görüntüsünden oluşan bir veri seti hazırlanmıştır. Yapılan testler sonucunda toplamda %42 harf tanıma başarısına ve %62,6 font tanıma başarısına ulaşılmıştır.

Anahtar sözcükler: Derin öğrenme, Evrişimli sinir ağları, Harf tanıma, Font tanıma.

ABSTRACT

TURKISH FONT AND CHARACTER RECOGNITION WITH DEEP LEARNING

Aylin ŞEVİK

Duzce University

Graduate School of Natural and Applied Sciences, Department of Computer
Engineering

Master's Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Pakize ERDOĞMUŞ

June 2019, 87 pages

The aim of this thesis is to recognize Turkish characters and fonts from numerical images. After the numerical image obtained for the recognition process to be realized, each closed region corresponding to the Turkish letters was separated from each other. The letter image, obtained by cutting off the boundaries, was sent to the pre-trained letter and font networks respectively and the results were taken. An interface is designed to visualize these processes. Text and font information as a result when the image that containing the text is loaded is shown in the interface. Character recognition is difficult because of the accents and dots in Turkish letters. Turkish characters such as *i*, *j*, *ğ*, *ü* and *ö* were found in the texts at the beginning. The body and part of the letter were found to be separate. An algorithm was combined to create separate decision mechanisms for each. In addition, a data set consisting of approximately 13,000 letter images containing a total of 38 different fonts and images on the entire Turkish letters in $227 * 227 * 3$ size for this study was prepared. As a result of the tests, 42% letter recognition success and 62,6% font recognition success were achieved.

Keywords: Deep learning, Convolutional neural network, Letter recognition, Font recognition.

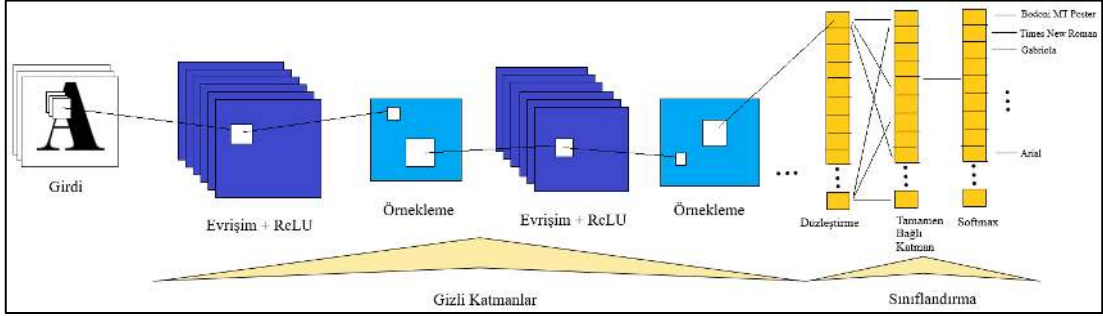
1. GİRİŞ

Son yıllarda insanlık, yaptığı tüm işlemleri dijital ortama aktarırken bunu, insan gücünü en az kullanacak şekilde, otomatikleştirerek yapmaya çalışmaktadır. Bu otomatikleştirme ihtiyacı beraberinde akıllı sistemlerin oluşmasına imkân tanımış ve yapay zekâ, makine öğrenmesi gibi kavramların uygulanmasına ortam hazırlamıştır. Bu kavramlara bağlı olan derin öğrenme ile ilgili birçok çalışma yapılmış ve yapılmaya devam edilmektedir.

Derin öğrenme insan beyninin yapısını simüle eden bir yöntemdir. Bu yöntem insan beyninin sürekli maruz kaldığı duyuşal birtakım verilerin önemli kısımlarını, beynin algılama biçimini taklit ederek, girdi verisinin/verilerinin hiyerarşik bir temsilini bulmaya yönelik algoritmalar dizisidir [1]. Derin öğrenmenin temelinde yer alan fikir perceptron tanımı ile 1950'lerde ortaya çıkmıştır. Perceptron, öğrenebilme yeteneğine sahip ilk makinedir. 1980'lerde çok katmanlı perceptron yapısı tanımlanmıştır. Fakat perceptronun öğrenme yeteneği sınırlıdır. Böylece 2000'li yıllara doğru birçok katmanı olan sinir ağıları önerisi ortaya çıkmıştır. Bu öneri ile birlikte yapı daha iyi öğrenme yeteneğine sahip olmuştur. Derin öğrenmenin altyapısında bu çoklu katmanlar vardır [2, 5].

Evrışimli sinir ağıları, görüntü üzerinde yapılan çeşitli çalışmalarda, yüksek performans ve başarı gösteren, gelişmiş sonuçlar veren bir derin öğrenme modeli olarak bilinir. Bu model görüntülerdeki nesneleri, yüzleri ve sahneleri tanımada faydalıdır. Öğrenme işlemini doğrudan görüntü verisi üzerinden yapmakta, görüntüleri sınıflandırmak için desenleri kullanmakta ve manuel özellik çıkarımı yapma ihtiyacını ortadan kaldırmaktadır. Bu model çok katmanlı bir yapıya sahiptir, her katman çok sayıda iki boyutlu düzlem içermekte ve her bir düzlem birden fazla nörondan oluşmaktadır [11]. Bu katmanlar girdi katmanları, gizli katmanlar ve çıktı katmanları olmak üzere üç ana başlık altında incelenmektedir. Öğrenme için gereken karmaşık tüm işlemler gizli katmanlarda gerçekleşirken verinin sisteme girişi giriş katmanından ve işlemlerden sonra alınan sonuç ise çıktı katmanından elde edilmektedir. Bu ağı birden fazla katmandan oluşması nöronların öğrenme eylemini paralel olarak gerçekleştirebilmesine

olarak sağlamaktadır. Özellikleri çoklu katmanda öğrendikten sonra, evrişimli sinir ağının bir sonraki aşaması sınıflandırmadır. Son katmandan önce gelen katman tam bağlı bir katman (fully-connected layer) olup, çıktı olarak x yönlü bir vektör sağlamaktadır. Burada x ağın tahmin edebileceği sınıf sayısıdır. Bu vektör sınıflandırılan herhangi bir görüntünün her sınıfı için olasılıkları içermektedir. Evrişimli sinir ağı mimarisinin son katmanı, sınıflandırma işleminin çıktısını sağlayan sınıflandırma katmanını kullanır.



Şekil 1.1. Evrişimli sinir ağı yapısı.

1.1. PROBLEM TANIMI ve TEZİN AMACI

Görüntüden metin tanıma işlemi birkaç aşamadan oluşmaktadır. Bunlar ön hazırlık işlemleri, karakterleri birbirinden ayırma ve tanıma işlemi için bu karakterlerin sınıflandırılması gibi işlemlerdir. Yapılan çalışmalarda halen her aşamada birtakım geliştirmeler yapılırken en çok çaba gösterilen aşama karakterlerin birbirinden ayrılması aşamasıdır. Bazı diller için birbirine bağlı harfler bulunmasından dolayı, Türkçe dili için de Türkçe karakterlerde bulunan şapka ve nokta simgeleri karakterlerin birbirinden ayrılmasını zorlaştırmaktadır ve hazır birtakım algoritmalar bu bağ veya simgelerden dolayı başarılı olamamaktadır.

Bu tez çalışmasının amacı ön eğitilmiş derin evrişimli sinir ağı kullanılarak, metin içeren görüntülerden Türkçe karakter içeren metin ve font tanıma işlemini gerçekleştirmektir. Çalışmada harfleri birbirinden ayırmada kullanılmak üzere hazır bir kapalı alan tanıma algoritması kullanılırken bunun kullanılması aşamasında birtakım koşullar eklenerek, nokta ve şapka gibi imgeler harf ile bir bütünmüş gibi alınıp ön eğitilmiş ağı bu şekilde gönderilmiştir. Bu algoritma tarafımızca önceden hazırlanmış olan veri seti üzerinde test edilmiştir. Bu veri seti yaklaşık olarak 13.000 görüntü içermektedir. Bu görüntüler Türk alfabesindeki tüm harflerin farklı font boyutlarındaki,

küçük ve büyük hallerini içermektedir.

1.2. TEZİN ORGANİZASYONU

Bu çalışmanın ikinci başlığında kaynak araştırması ve evrişimli sinir ağları ile ilgili gerekli bilgilere yer verilmiştir. Üçüncü başlık altında, alt başlıklar halinde veri seti, ağ eğitimi, harfler üzerindeki işlemler, geliştirilen arayüz ve yapılan testler ile sonuçlarına yer verilmiştir. Dördüncü başlıkta sonuçlar genel olarak değerlendirilmiştir.



2. KAYNAK ARAŞTIRMASI VE TEKNİK BİLGİLER

2.1. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Evrişimli sinir ağları 1990’larda geliştirilmiş olmasına rağmen, son on yılda popülerlik kazanmıştır. Verilerin artması, görüntü ve video işlemeye dayalı bazı çözülmemiş problemler, mevcut öğrenme yöntemlerinin yetersizliği, derin öğrenmenin popülerliğini arttırmıştır. Bu yüzden çalışmaların çoğu evrişimli sinir ağlarının öğrenme verimliliğine dayanmaktadır [16, 17].

Günümüzde çok başarılı öğrenme yetenekleriyle, birçok alanda derin öğrenme ağları kullanılmaktadır. Özellikle biyomedikal alanlarda tespit için sıklıkla çalışmalar yapıldığı görülmektedir. Bunlara video görüntülerinden fare yüzündeki değişikliklerin tanınması ve izlenmesi [4], evrişimli sinir ağları kullanılarak lenf düğümlerinde metastaz saptanması ve lokalizasyonu [5], derin öğrenme kullanılarak göğüs patolojisi tespiti [13], derin öğrenme ile görüntü tabanlı kanser tespiti ve teşhisi [15] gibi örnekler verilebilir.

Bunun yanında farklı alanlarda da görüntülerden nesne tanıma için sıklıkla kullanılmaktadır. Evrişimli sinir ağları ile görsel nesne tanıma [7], yüz tanıma [3], geniş ölçekli bir veri kümesinden öğrenilen görüntü temsillerinin başka bir görsel tanımada kullanılmak üzere transfer edilebilmesi [6], renk ve derinlik kullanılarak nesne tanıma başarısının artırılması [18], güncel nesne takip yöntemlerinin karşılaştırılması ve değerlendirilmesi [19], derin öğrenme ile uydu görüntülerinin tanınmasındaki başarının incelenmesi [20] gibi çalışmalar da nesne tanıma alanında literatüre katkıda bulunmaktadır.

Sınıflandırma ve derin öğrenme algoritmalarının karşılaştırılarak, yeni çözümler, yaklaşımlar önerilmesi veya yeni yapay sinir ağı modelleri geliştirilmesi üzerine de birçok çalışma yayınlanmaktadır [8, 14, 21, 25].

Derin öğrenme tabanlı güvenlik sistemleri ve atak tespiti çalışmaları, meteorolojik alanda tahmin uygulamaları da derin öğrenme ile çalışılan konulardandır [26, 27].

Görüntü işleme ile birlikte derin öğrenmenin kullanılması görüntüler için yeni çözümler

sunmaktadır. Özellikle eski, bozuk veya eksik görüntüler üzerinde tamamlayıcı ve kalite artırıcı birtakım çalışmalar da evrişimli sinir ağları kullanılarak yapılmaktadır [23, 24].

Dijitalleştirilmiş belgelerde harf tanıma arşivleme için çok önemlidir. Bazı dijital belgeler hem resim hem de metin içermektedir. Bu yüzden 1991’de optik harf tanıma için bir analog sinir ağı işlemcisi tasarlanmış ve uygulanmıştır [12]. Bu çalışmada 20X20 boyutlarında el yazısı rakamlar kullanılmıştır. 1993 yılında, Çince karakter tanıma çoklu evrişimli sinir ağları kullanılarak gerçekleştirilmiştir [9]. 1994’de el yazısı kelimeleri tanımak için Le Cun ve Bengio evrişimli sinir ağlarına dayalı bir çalışma yapmışlardır [10].

Tiken 2015 yılında yaptığı yüksek lisans tez çalışmasında kenar belirleme yöntemlerinden Sobel, Prewitt ve Roberts yöntemlerini kullanarak karakter tanıma işlemi yapmıştır [28]. Bu işlemde MNIST veri setini kullanarak bu çalışmasını rakamlar üzerinde gerçekleştirmiştir. Aynı yıl Elitez, derin öğrenme yöntemini kullanarak el yazısı rakam dizilerini bölütleme ve tanıma çalışması yapmıştır. Bu çalışmada bölütleme üzerine yoğunlaşmış, MNIST ve CVL-Strings veri setleri kullanılmıştır. Bu çalışmanın sonucunda önerilen yöntem diğer algoritmalarla göre daha iyi sonuç vermiştir [2].

Kurt 2018 yılında metinlerden duygu analizi yapmak için evrişimli sinir ağlarını kullanmıştır. Türkçe metinlerde, metin bölütleme yaparak ve bir yapay sinir ağı modeli geliştirerek metin sınıflandırma için etkili bir model oluşturmaya odaklanmıştır. Bu işlemleri yaparken tipografik hatalar, sesteş sözcükler gibi bazı detaylar göz ardı edilmiştir [32].

Harf tanıma ve font tanıma ile ilgili bu tür çalışmalar yıllar içinde Latin dilleri ile kısıtlı kalmamış Arapça, Hint dilleri gibi alfabeleri Latin alfabesinden farklı olan dillerde çalışmalar da kaynaklarda yerlerini almıştır. Önemiyle doğru orantılı olarak dijital belgelerden metin çıkarımı, performans iyileştirme çalışmaları ve yeni algoritmalar üretilmek için halen çalışılmaktadır.

Brillantes ve arkadaşları Filipin araç plakalarında yer alan farklı formatlardaki karakterleri tanıma için bölütleme yönteminin geliştirilmesi üzerine çalışmışlardır. Veri seti olarak 2003 ve 2014 yıllarının plaka serilerinden alınan 20 örnek kullanılmıştır [29].

He ve arkadaşları metin tanıma üzerine çalışmış ve görüntülerdeki metinlerin sınırlarını tanıma üzerine yoğunlaşmışlardır. Birden fazla dil için yapılan bu çalışmada görüntüler

üzerinde metni veya bir satırı nesne olarak almışlardır. ICDAR2015, ICDAR2013, MSRA-TD500, MLT-17 ve CASIA-10K gibi birden fazla veri seti kullanmışlardır [30].

Avadesh ve Goyal de karakter bölütleme üzerine çalışmışlardır. Görüntülerdeki harfleri tanımak için piksel yoğunluğunu hesaplaması yapan bir resim bölütleme algoritması kullanmışlardır. Bu çalışma Hint-Avrupa dil ailesinden olan Sanskritçe dilindeki antik yazıların doğru bir şekilde dijitalleştirilmesi için yapılmıştır [31].

Zheng ve arkadaşları, bölütleme yapmadan Altay dil ailesinden Tunguz dillerine ait olan Mançu dilinde kelime tanıma üzerine çalışmışlardır [43].

Akram ve Hussain Urduca belge görüntüleri için yazı tipi boyutundan bağımsız bir optik karakter tanıma sistemi önermişlerdir. 14, 16 ve 22 punto büyüklüğü tanıyan yöntemler geliştirilmiştir. Test edilecek dökümanlarda yer alan 18, 20, 24, 26 ve 28 punto gibi büyük olan metinler ise en yakın font büyüklüğüne yakın komşuluk interpolasyon yöntemi ile getirilerek tanınması sağlanmıştır [42].

Kajale ve arkadaşları hali hazırda kullanılan karakter tanıma algoritmalarının dinamik bir girdi olduğunda performansının yeterli olmadığını görerek, dinamik girdiler ile çalışan karakter tanıma yöntemi geliştirmişlerdir [33].

Karakter tanıma yanında birçok farklı dilde metin veya font tipinin sınıflandırılması, metin analizi, metin arama ve font tipinin transferi gibi konularda da son yıllarda çalışmalar yapılmıştır [34-40, 44].

Bu tezin de konularından biri olan font tanıma farklı dillerde çalışılan konulardan olmuştur. 2017 yılında Eghbali ve arkadaşları Farsça font tanıma için filtre uygulama ve çok katmanlı sinir ağı kullanarak sınıflandırma yapmışlardır. Bu çalışmada 10 farklı tipte Farsça font tipi kullanılmıştır [41].

2017 yılında Afşin ve Koyun derin öğrenme ile iki boyutlu optik karakter tanıma üzerine çalışmışlardır. Bu çalışma C# programlama dili ile gerçekleştirilmiştir. Veri seti C# dilinin Graphics sınıfına ait DrawString fonksiyonu ile oluşturulmuştur [45].

Bu çalışmalara son beş yıla ait yıl, çalışma sahibi, yapılan uygulama, kullanılan veri seti bilgilerine Çizelge 2.1’de yer verilmiştir.

Çizelge 2.1. Kaynak araştırması.

Yıl	Çalışma Sahibi	Yapılan Çalışmanın Kısa Açıklaması	Kullanılan Veri Seti	Ref. Nu.
2015	Cihan Tiken	Karakter tanıma, derin öğrenme ile kenar belirleme	MNIST	28
2015	Orçun Elitez	El yazısı rakam dizilerinin tanınabilmesi için güvenilir bir yöntem geliştirilmesi	MNIST, CVL-Strings	2
2015	Batuhan Karagöz	Derin öğrenme ile uydu görüntülerinin tanınmasındaki başarının incelenmesi	CIFAR-10	20
2016	Mustafa Ümit Öner	Lenf düğümlerinden alınan biyopsi örneklerinden metastaz bölgelerin tespit edilmesi için cnn tabanlı yöntem geliştirilmesi	CAMELYON16	5
2016	İbrahim Batuhan Akkaya	Fare yüzünün gerçek zamanlı takibi için cnn tabanlı algoritma geliştirilmesi	Hacettepe Üniversitesi'nde kaydedilen fare videoları	4
2016	Saman Zia	Nesne tanımda hem rgb hem derinlik kullanarak başarısının artırılması	Washington RGB-D (test), ImageNet (eğitim)	18
2017	Uğur Demir	Cnn tabanlı otomatik kodlayıcılar ile iç boyama problemine çözüm geliştirilmesi	Google Street View Veriseti	23
2017	Bahriye Akay ve arkadaşları	Derin öğrenme tabanlı önerici sistemler için algoritmaların karşılaştırılması	MovieLens	21
2017	Bharath V, N. Shobha Rani	Font tipinin sınıflandırılması	Manual ¹	34
2017	Minesh Mathew ve arkadaşları	Metin Tanıma	MJSynth, IIIT-ILST	35
2017	Chris Tensmeyer ve arkadaşları	Font tipinin sınıflandırılması	KAFD, CLaMM	36
2017	Guibin Chen ve arkadaşları	Metin sınıflandırma	Reuters-21578, RCV1-v2	37

¹ Çalışmacılar 520 adet veriye sahip kendi veri setlerini oluşturmuşlardır.

Çizelge 2.1 (devam) Kaynak araştırması.

2017	Vinaychandran Pondenkandath ve arkadaşları	El yazısı belgeyi sınıflandırma, piksel tabanlı etiketleme gerçekleştirme, yazar tanımlama, font büyüklüğü ve tipi tanıma	ImageNet, DIVA-HisDB, APTI	40
2017	Koorosh Eghbali ve arkadaşları	Farsça font tanıma	ISNA	41
2017	Qurat ul Ain Akram, Sarmad Hussain	Font büyüklüğünden bağımsız OCR sistemi	Urdu Nastalique Document Images ve Manual ²	42
2017	Renuka Kajale ve arkadaşları	Dinamik giriş verisi ile çalışan karakter tanıma	-	33
2017	Gantugs Atarsaikhan ve arkadaşları	Font tipinin transferi	-	44
2017	Arif Koyun, Emin Afşin	İki boyutlu optik karakter tanıma	Manual ³	45
2018	Allysa Kate M. Brillantes ve arkadaşları	Karakter tanıma için segmentasyon yönteminin geliştirilmesi (plaka sınıflandırma, karakter bölümlendirme, karakter tanıma)	2003 ve 2014 yıllarına ait özel araç plakaları serisi	29
2018	Wenhao He ve arkadaşları	Karakter tanıma ve çerçevesini belirleme	ICDAR2013, ICDAR2015, RCTW-17, CASIA-10K.	30
2018	Meduri Avadesh, Navneet Goyal	Karakter bölütleme (görüntüdeki harfleri tanımlamak için piksel yoğunluğunun hesaplanması)	11.230 görüntüden oluşan Sanskrit harfleri veri seti	31
2018	Ruirui Zheng ve arkadaşları	Manchu dilinde kelime tanıma	Manual ⁴	43
2018	Fatih Kurt	Metin segmentasyonu ve yapay sinir ağı modeli yaratılması	Movie Reviews, Product Reviews	32

² Çalışmada belirtilen kıstaslara göre oluşturulmuş bir veri seti ve ayrıca Urduca döküman görüntülerinin yer aldığı bir veri seti kullanılmıştır.

³ C# programlama dili ile Graphics sınıfına ait DrawString fonksiyonu ile veri seti oluşturulmuştur.

⁴ Çalışmacılar 2135 veriden oluşan veri setlerini oluşturmuşlardır.

Çizelge 2.1 (devam) Kaynak araştırması.

2018	Hüseyin Emre Mutlu	HSG ve LiDAR verilerinin sınıflandırılması için yapay sinir ağı modeli geliştirilmesi	Houston - ABD bölgesinin görsellerini içeren veri seti	22
2018	Bole Wilfried TIENIN	Bulut görüntülerinin sınıflandırılması ve segmentasyonu	TUBİTAK Ulusal Gözlemevi, Çukurova Üniversitesi, Singapur Gökyüzü Görüntüleme Veri Tabanı ⁵	25
2018	Furkan Yusuf Yavuz	Derin öğrenme tabanlı güvenlik sistemi ve atak tespiti	IRAD	26
2018	Hüseyin Üzen	Güncel nesne takip yöntemlerinin karşılaştırılması, değerlendirilmesi	ImageNet, ILSVRC	19
2018	Çağkan Çiloğlu	Bozulan görüntülerin kalitesini arttırmak için derin öğrenme tabanlı auto-encoder önerilmesi	Gerçek Zamanlı Görüntüler	24
2018	Murat Cihan Sorkun	Güneş ışınımı verileri üzerinde derin öğrenme ile zaman serileri tahmini	GLO	27
2019	Saad Bin Ahmed ve arkadaşları	Metin analizi	Manual ⁶	38
2019	Ismet Zeki Yalniz, R. Manmatha	Gürültülü belge görüntülerinde rastgele metin arama	İngilizce Veriseti (Latin Metin), Telugu Metin Veriseti, Osmanlıca Metin Veriseti	39

2.2. TEKNİK BİLGİLER

Bu kısımda, yapılan çalışmada kullanılan evrişimli sinir ağına dair bilgiler verilecektir.

2.2.1. Evrişimli Sinir Ağı

Evrişimli sinir ağının ne olduğu, nasıl çalıştığı ve katmanlarından kısaca giriş kısmında

⁵ Tübitak Ulusal Gözlemevi Bakırlıktepe Kampüsü, Çukurova Üni. Uzay Bilimleri ve Güneş Enerjisi Araştırma ve Uygulama Merkezi, Singapur Tüm Gökyüzü Görüntüleme Kategorileri Veritabanı

⁶ Çalışmacılar 2469 veriden oluşan veri setlerini oluşturmuşlardır.

bahsedilmiştir. Bu kısımda evrişimli sinir ağı ile ilgili daha detaylı bilgiler verilecektir.

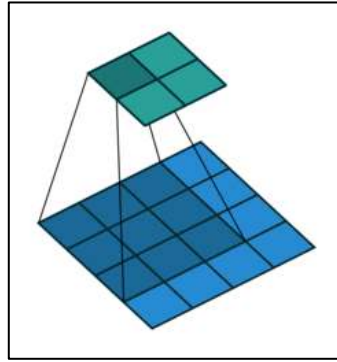
Evrişimli sinir ağı katmanlarından gizli katman yaygın olarak, evrişim, ReLu, örnekleme (pooling), tam bağlı katman ve softmax katmanlarından oluşmaktadır. Bu katmanlar aşağıda alt başlıklar halinde aşağıda incelenmiştir.

2.2.1.1. *Evrişim Katmanı*

Bu katman evrişimli sinir ağına adını da veren, giriş olarak alınan görüntülerin her birinden belirli özellikleri aktif ederek bir dizi evrişimli filtreden geçirmekle görevli ve evrişimli sinir ağının ilk katmanıdır.

Katman bir görüntüyü yatay ve dikey olarak tararken bu bölgenin özelliklerini öğrenmektedir. Her bölge için girdiler bir ağırlık matrisi ile çarpılır ve sonra buna bir eşik değeri eklenir.

Evrişim işlemi sonraki katmanlara iletilecek parametrelerin sayısını azalttığından, ağı daha derin olmasını sağlar. Bu şekilde geleneksel çok katmanlı sinir ağlarının çoklu katmanlarında geri yayılım kullanarak bundan doğacak hataları gidermektedir. Geri yayılım işlemi ile gradyan iniş optimizasyonu kullanılarak elde edilen hata değeri geriye doğru yayılarak toplam hata değeri düşürülmektedir [47].



Şekil 2.1. Evrişim katmanında girdinin filtreden geçirilmesi işlemi [47].

2.2.1.2. *ReLU*

Giriş verisinin her bir elemanı için bir eşik hesaplaması yapılmasıdır. Veri sıfırdan küçük ise sıfıra eşitleme, değilse kendi değerinde kalmasını sağlayacak şekilde işlem gerçekleştirir.

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

Bu işlem aktivasyon işlemi olarak anılmaktadır. Doğrusallığı ortadan kaldırmak için hiperbolik tanjant veya sigmoid fonksiyonu gibi farklı fonksiyonlar da kullanılmaktadır. ReLu çoğunlukla bahsedilen fonksiyonlara göre ağı birkaç kat daha hızlı eğittiğinden daha çok tercih edilmektedir [46].

2.2.1.3. Örneklem (Pooling) Katmanı

Bu katman girdi verisi üzerinde oluşturduğu dikdörtgen alanlarda yer alan değerlerde birtakım hesaplamalar yaparak sonucu döndürmekle görevlidir. Bu hesaplamalar her dikdörtgen için, içinde bulunan verilerin ortalama veya maksimum değeri bulunarak yapılmaktadır. Bu katman kendi başına herhangi bir öğrenme işlemi yapmamaktadır, kendisinden sonra gelecek olan katmanlar için öğrenilmesi gereken parametrelerin sayısını azaltmaktadır. Bu çalışma için kullanılan örneklem yöntemi maksimum örneklem yöntemidir [46].

2.2.1.4. Tam Bağlı Katman

Bu katman öncesinde yapılan işlemler verinin sadeleşmiş ve mantıksal işleme hazırlanması için geçirildiği süreçler olmuştur. Asıl mantıksal işlemler bu katmanlar aracılığı ile gerçekleştirilmektedir.

Tam bağlı katmandaki tüm nöronlar, bir önceki katmandaki tüm nöronlara bağlanmaktadır. Katmanın adı da buradan gelmektedir. Bu katmanda, önceki katmanlar tarafından görüntü boyunca öğrenilen tüm özellikler birleştirilir [46]. Bu katman için çıktı sayısı ayarlanabilmektedir. Bu çalışma için yapılan iki ağ eğitiminde, font ağının tam bağlı katmanı için çıktı sayısı 38, harf için ise 29 olarak ayarlanmıştır.

2.2.1.5. Softmax Katmanı

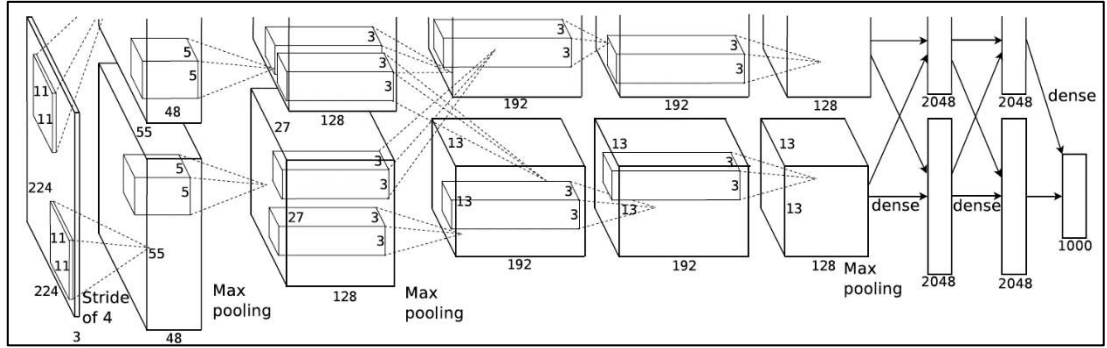
Bu katman girdi verisine softmax fonksiyonunu uygular. Bu fonksiyon çıktıyı normalize etmek üzere girdinin bir sınıfa ait olma olasılığını 0 ile 1 arasında değerler üreterek hesaplamaktadır. Özellikle sınıflandırma problemlerini ortadan kaldırmak için bu katman son tamamen bağlı katmandan sonra gelmelidir. Çıkış birimi aktivasyon fonksiyonu Denklem (2.2) softmax fonksiyonudur.

$$y_r(x) = \frac{e^{a_r(x)}}{\sum_{j=1}^k e^{a_j(x)}}, \quad 0 \leq y \leq 1 \text{ ve } \sum_{j=1}^k y_j = 1 \quad (2.2)$$

Genel üstel fonksiyon girdi vektörünün her bir elemanına uygulanır ve bu üstellerin toplamına bölünerek bu değerler normalleştirilmiş olur. Bu normalizasyon işlemi çıktı vektörü bileşenlerinin toplamının 1 olmasını sağlar [48].

2.2.2. AlexNet

AlexNet, Alex Krizhevsky tarafından tasarlanan ve ImageNet veri seti ile bir milyondan fazla görüntü üzerinde eğitilmiş bir evrişimli sinir ağıdır. Bu ağ, görüntüleri 1000 kategoride (klavye, kahve kupası, kalem vb.) sınıflandırabilmektedir. Mimari olarak 8 derin katmanı bulunmaktadır. Bunların 5 tanesi evrişimli ve 3 tanesi tam bağlı katmanlardır.



Şekil 2.2. AlexNet evrişimli sinir ağı mimarisi [46].

Bu ağ iki GPU üzerinde eğitilmiştir. Bir GPU üstteki katman parçalarını, diğeri alttaki katman parçalarını çalıştırmaktadır. GPU'lar yalnızca belirli katmanlarda iletişim kurmaktadır. Ağın katmanlardaki nöron sayısı Şekil 2.2'de her bir şeklin altında verilmiştir [46]. Bu tez çalışmasında bu ağ yapısı kullanılarak, görüntüler üzerinde font ve harf tanıma yapılmıştır. Kullanılan ağ yapısının çalışma ortamındaki temsili Şekil 2.3'de verildiği gibidir.



Şekil 2.3. Alexnet katmanları.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Yapılan çalışmaların çoğunda, farklı diller için el yazısı harf tanıma uygulandığı görülmüştür. Derin öğrenmeye dayalı iki boyutlu optik harf tanımanın Türk harflerini desteklediği bir çalışma bulunmuştur [45]. Literatürde Türkçe yazı tipi tanıma çalışması bulunamamıştır. Bu çalışmada, görüntüdeki metnin yazı tipinin tanınması ve görüntüdeki harflerin çıkarılması amaçlanmıştır.

Bu tez çalışmasının uygulaması birbirini takip eden birkaç aşamadan oluşmaktadır. İlk olarak bu çalışma için bir veri seti hazırlanmıştır, hazır bir veri seti kullanılmamıştır. Uygulama kısmında öncelikle ağların eğitimi yapılmıştır. Sonrasında tanıma işlemi oluşturulan arayüzden görüntünün seçilmesi ile başlamaktadır. Seçilen görüntü üzerinde morfolojik birtakım işlemler gerçekleştirilmiştir. Bunu takiben görüntüdeki harflerin birbirinden ayrılması işlemi gerçekleştirilmiştir. Birbirinden ayrılmış olan harfler eğitilmiş ağlara gönderilmiş ve sonuçlar elde edilmiştir.

Tüm bu aşamalar aşağıda alt başlıklar halinde incelenmiştir.

3.1. VERİ SETİ

Literatürde bu tezde kullanılabilecek hazır bir veri seti bulunamadığından yeni bir veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti iki parçadan oluşmaktadır. İlk parçada veriler harflere göre, ikinci parçada ise fontlara göre sınıflandırılmıştır.

Harflere göre sınıflandırılan kısımda görüntüler 29 harfin her biri için oluşturulmuştur. Bu çalışmada yalnızca harfler kullanılmış, rakamlar dâhil edilmemiştir. Görüntüler oluşturulurken 3 farklı font büyüklüğü kullanılmıştır. Bu font büyüklükleri küçük, orta ve büyük boyutlar olacak şekilde seçilmiştir. Aynı zamanda bu görüntüler harflerin büyük ve küçük yazılışlarını içerecek şekilde oluşturulmuştur. Belirtilen bu özelliklere göre tüm görseller oluşturulduktan sonra, görseller 227*227 boyutlarına getirilmiştir. Boyutun 227*227 ölçeğine ayarlanmasının sebebi, kullanılan derin evrişimli sinir ağının eğitim için kabul ettiği giriş verilerinin bu boyutta olmasıdır. Böylece yukarıda bahsedilen tüm özelliklere sahip bir harf için 228 adet harf resmi oluşturulmuştur. Toplamda bu özelliklere sahip tüm harfler için 6.612 adet harf resmi oluşturulmuştur.

Font tiplerine göre sınıflandırılan ikinci kısımda Türkçe harfleri destekleyen 38 adet font seçilmiştir. Bu fontların isimleri Şekil 3.1’de verilmiştir.

Arial * Bahnschrift * Bodoni MT Poster *
Book Antiqua * Bookman Old Style *
Buxton Sketch * Calibri * Cambria *
Candara * Century Gothic *
Century Schoolbook * Century *
Chaparral Pro * Comic Sans MS *
Consolas * Constantia * Corbel *
Courier New * Elephant *
Franklin Gothic Book * Franklin Gothic *
Gabriola * Gadugi * Garamond *
Georgia * Haettenschwiler * Impact *
Juice TTC * Lucida Console *
Maiandra GD * MS UI Gothic * Myriad Pro *
Oswald * Segoe WP SemiLight * Tahoma *
Times New Roman * Trebuchet MS * Verdana

Şekil 3.1. Veri setinde yer alan 38 font.

Font tipleri için oluşturulan görüntüler Türk alfabesindeki 29 harfin her biri için oluşturulmuştur. Bir harf için 38 font tipi ve harflerin büyük ve küçük yazılışlarını içeren 174 görüntü oluşturulmuştur. Toplamda belirtilen özelliklere sahip tüm harfler için 6.612 adet harf resmi oluşturulmuştur. Böylece veri seti toplamda 13.224 adet harf görüntüsünden oluşmaktadır. Şekil 3.2’de veri setinde yer alan görsellerden farklı harflere, font tiplerine, font büyüklüklerine ait görüntülerden oluşturulmuş karma bir görsele yer verilmiştir.



Şekil 3.2. Veri setinde yer alan görüntülerden örnekler.

3.2. DERİN ÖĞRENME AĞI EĞİTİMİ

Bu tez çalışmasında sinir ağını oluşturmak için Matlab'ın © derin öğrenme araç kutusuna dâhil olan Alexnet'i kullandık. Başlık 2.2.2'de AlexNet'in yapısından bahsedilmiştir. Bu başlık altında eğitilen ağlardan ve nasıl oluşturulduğundan bahsedilmiştir.

Bu tez çalışmasında iki adet ağ eğitimi yapılmıştır. Ağlardan biri harf tanıma işlemi için eğitilen harf ağı, diğeri ise font tanıma işlemi için eğitilen font ağıdır.

Başlık 3.1'de bahsedilen veri setinin harflere göre kategorize edilmiş kısmı harf ağını eğitmek üzere, fontlara göre kategorize edilmiş kısmı ise font ağını eğitmek üzere giriş verileri olarak kullanılmışlardır.

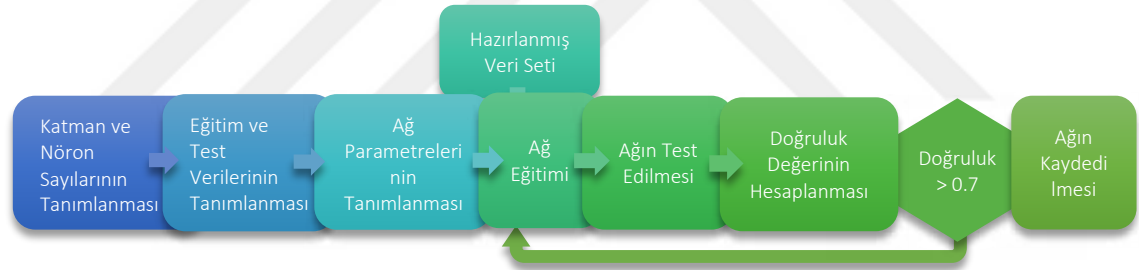
Alexnet ağ yapısının 25 katmandan oluştuğu Şekil 2.3'te gösterilmiştir. Bu katmanlardan 23. katman 1.000 adet çıktı verebilecek şekilde tasarlanmıştır. Bu çalışma için harf ve font ağları uygun çıktı sayılarına göre ayarlanmıştır.

Font ağının eğitimi için Alexnet 23. katmanının çıktı sayısı, elimizde 38 adet font bulunduğundan 38 olarak ayarlanmıştır. Mini-yığın boyutu 64 olarak ayarlanmıştır. Bu işlemden sonra fontlara göre kategorize edilmiş veri seti font ağına gönderilmiştir. Bu işlem veri setinin dosya yolu font ağına gösterilerek yapılmıştır. Her bir font ismi çıktı olacağından veri setindeki font kısmındaki her bir klasör fontların isimleri ile oluşturulmuştur. Bu sebepten klasör isimleri de font ağı için etiket ismi olarak seçilmiştir. Görüntülerin %80'i eğitim verisi, %20'si ise test verisi olacak şekilde seçilmiştir. Eğitim verisinin %10'luk kısmı da geçerleme (validation set) olarak ayarlanmıştır. Bu font ağının, görüntülerin %80'lik kısmını eğitim için kullanacağı kalan %20'lik kısmını ise öğrenme başarısını test etmek için kullanacağı anlamına gelmektedir. Tüm bu hazırlıklardan sonra font ağının eğitimi gerçekleştirilmiştir. Eğitim tamamlandıktan sonra font ağı test edilmiştir. Buradaki test doğruluk katsayı değerine bakılmasıdır. Doğruluk katsayı değeri kabul edilebilir bir değer olduğunda ($> 0,7$), font ağı daha sonra kullanılmak üzere kaydedilmiştir.

Harf ağının eğitimi için Alexnet 23. katmanının çıktı sayısı, Türk alfabesinde 29 adet harf bulunduğundan 29 olarak ayarlanmıştır. Mini-yığın boyutu 64 olarak ayarlanmıştır. Bu işlemden sonra harflere göre kategorize edilmiş veri seti harf ağına gönderilmiştir. Bu işlem veri setinin dosya yolu harf ağına gösterilerek yapılmıştır. Her bir harf ismi çıktı olacağından veri setindeki harf kısmındaki her bir klasör harflerin isimleri ile

oluşturulmuştur. Bu sebepten klasör isimleri de harf ağı için etiket ismi olarak seçilmiştir. Görüntülerin %80'i eğitim verisi, %20'si ise test verisi olacak şekilde seçilmiştir. Eğitim verisinin %10'luk kısmı da geçerleme (validation set) olarak ayrılmıştır. Bu harf ağının, görüntülerin %80'lik kısmını eğitim için kullanacağı kalan %20'lik kısmını ise öğrenme başarısını test etmek için kullanacağı anlamına gelmektedir. Tüm bu hazırlıklardan sonra harf ağının eğitimi gerçekleştirilmiştir. Eğitim tamamlandıktan sonra harf ağı test edilmiştir. Test işlemi, test verisi olarak ayrılan veri seti parçasının orijinal değerleri ile bu parçaların ağdan geçirildikten sonra bulunan değerlerinin karşılaştırılmasıdır. Sonuç olarak doğru bulunan bilgilerin toplanmasıyla elde edilen değer doğruluk veya doğruluk katsayısı olarak adlandırılmaktadır. Test işleminin sonucunda elde edilen bu doğruluk katsayı değeri kabul edilebilir bir değer olduğunda ($> 0,7$), harf ağı daha sonra kullanılmak üzere kaydedilmiştir.

Font ve harf ağları için eğitim süreci aynıdır. Yukarıda bahsedildiği gibi bazı ağ parametreleri ve ağ giriş verileri birbirlerinden farklıdır. Her iki ağ için eğitim sürecinin akış şeması Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3. Ağ eğitimi akış şeması.

Font ağının eğitim sonucu her bir adım için öğrenme sonuçları Çizelge 3.1'de ve harf ağının eğitim sonucu her bir adım için Çizelge 3.2'de verilmiştir. Ayrıca bu ağların öğrenme sonuçları grafik olarak da Şekil 3.4 ve Şekil 3.5'te verilmiştir. Bu tablolarda devir, yineleme, geçen süre, mini-yığın doğruluğu, mini-yığın kaybı ve öğrenme hızı gibi değerlere yer verilmiştir. Devir, eğitime alınan ilk veri parçasının eğitilmesi, bu parçanın başarısının test edilmesi ve bu başarıya göre geri yayılım ile ağırlıkların güncellenmesi işlemlerini kapsamaktadır. Yineleme, tek bir veri üzerinde yapılan her bir işlemi tanımlamaktadır. Eğitime alınan her bir veri parçası mini-yığın, bu yığınların doğruluk değeri ise mini-yığın doğruluğu olarak adlandırılmaktadır. Mini- yığın kaybı, bu kümelerin kayıp değerini ifade etmektedir. Geçerleme, öğrenme veri setinden bir parça olarak seçilen ve veri setinin öğrenme aşamasında temsiliyi yansıtan,

parametrelerin güncellenmesinde rol oynayan parçadır. Geçerleme doğruluğu bu veri parçasının doğruluk değeri, geçerleme kaybı ise bu parçanın kayıp değeridir. Öğrenme Hızı, ağıdaki ağırlık değerleri güncellenirken kullanılan sabit veya değişen olacak şekilde tanımlanabilen parametredir.

Çizelge 3.1 ve Çizelge 3.2’de font ve harf ağırlarının öğrenme sonuç tablolarına, Şekil 3.4 ve Şekil 3.5’te ise ağırların öğrenme sonuç grafiklerine yer verilmiştir. Bu ağırların eğitilmesi sonucu elde edilen karışıklık matrisine (confusion matrix) Şekil 3.6 ve Şekil 3.7’de yer verilmiştir.

Çizelge 3.1. Font ağırlarının öğrenme sonuçları.

Devir	Yineleme	Geçen Süre	Mini-yığın Doğruluğu	Geçerleme Doğruluğu	Mini-yığın Kaybı	Geçerleme Kaybı	Öğrenme Oranı
1	1	00:00:01	1,56%	2,19%	4,3096	3,7892	0,0010
1	50	00:01:37	9,38%	8,48%	3,3964	3,4195	0,0010
2	100	00:03:16	20,31%	10,53%	3,1127	3,2052	0,0010
2	150	00:04:55	17,19%	14,77%	2,8462	2,8625	0,0010
3	200	00:06:34	17,19%	20,91%	2,5671	2,6412	0,0010
4	250	00:08:13	28,13%	21,20%	2,3336	2,5751	0,0010
4	300	00:09:51	23,44%	24,71%	2,4226	2,4551	0,0010
5	350	00:11:30	25,00%	24,27%	2,3373	2,3710	0,0010
5	400	00:13:09	32,81%	26,90%	2,2729	2,2726	0,0010
6	450	00:14:48	37,50%	29,97%	1,9929	2,2099	0,0010
7	500	00:16:27	35,94%	29,24%	2,0356	2,1894	0,0010
7	550	00:18:06	50,00%	29,82%	1,5781	2,1074	0,0010
8	600	00:19:45	39,06%	30,41%	1,8260	2,1328	0,0010
8	650	00:21:23	34,38%	32,31%	2,0316	2,0593	0,0010
9	700	00:23:02	50,00%	33,63%	1,6559	2,0951	0,0010
10	750	00:24:41	51,56%	32,60%	1,5405	2,0132	0,0010
10	800	00:26:20	51,56%	34,65%	1,5693	1,9541	0,0010
11	850	00:27:58	43,75%	32,75%	1,4769	1,9911	0,0010
11	900	00:29:37	53,13%	35,96%	1,4528	1,9423	0,0010
12	950	00:31:16	59,38%	37,28%	1,3051	1,8968	0,0010
13	1000	00:32:55	60,94%	34,36%	1,2711	2,0102	0,0010
13	1050	00:34:34	59,38%	38,74%	1,1145	1,8837	0,0010
14	1100	00:36:12	59,38%	34,80%	1,0758	2,0231	0,0010
15	1150	00:37:51	65,63%	37,87%	1,0899	1,9312	0,0010

Çizelge 3.1 (devam) Font ağıının öğrenme sonuçları.

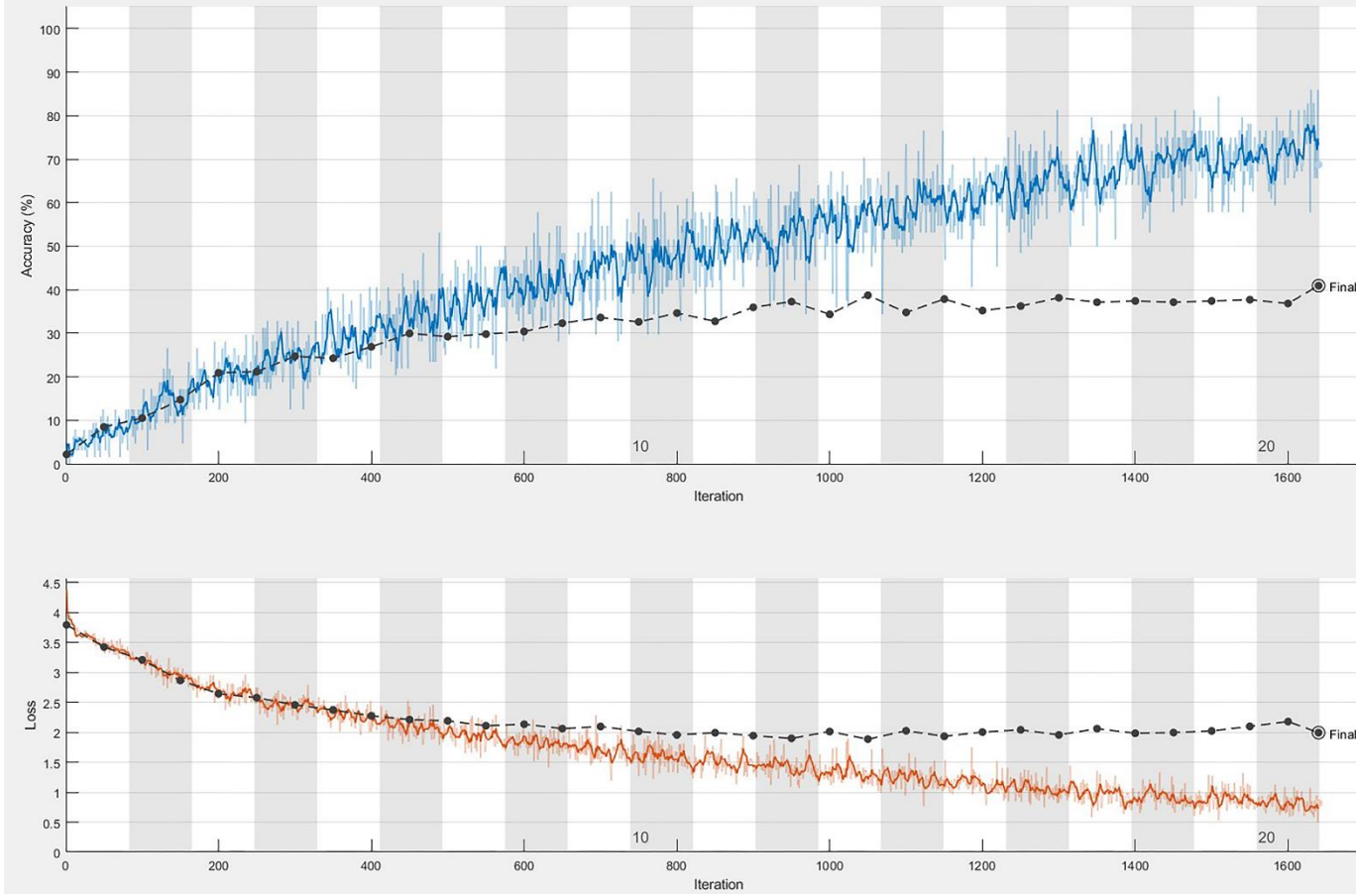
15	1200	00:39:30	56,25%	35,23%	1,2338	2,0021	0,0010
16	1250	00:41:08	73,44%	36,26%	0,7950	2,0397	0,0010
16	1300	00:42:47	78,13%	38,16%	0,6771	1,9545	0,0010
17	1350	00:44:26	65,63%	37,13%	0,8812	2,0586	0,0010
18	1400	00:46:04	71,88%	37,43%	0,8579	1,9822	0,0010
18	1450	00:47:43	70,31%	37,13%	0,8513	1,9938	0,0010
19	1500	00:49:21	78,13%	37,43%	0,8198	2,0210	0,0010
19	1550	00:51:00	76,56%	37,72%	0,5967	2,0966	0,0010
20	1600	00:55:12	79,69%	36,84%	0,6226	2,1774	0,0010
20	1640	00:56:41	73,44%	%40,94	0,8055	1,9917	0,0010

Çizelge 3.2. Harf ağıının öğrenme sonuçları.

Devir	Yineleme	Geçen Süre	Mini-yığın Doğruluğu	Geçerleme Doğruluğu	Mini-yığın Kaybı	Geçerleme Kaybı	Öğrenme Oranı
1	1	00:00:01	3,13%	4,20%	3,8619	3,4678	0,0010
1	50	00:01:30	62,50%	86,81%	1,2197	0,4719	0,0010
2	100	00:03:00	84,38%	94,00%	0,4894	0,2247	0,0010
2	150	00:04:29	92,19%	95,65%	0,2575	0,1497	0,0010
3	200	00:05:58	90,63%	96,25%	0,2500	0,1510	0,0010
3	250	00:07:28	92,19%	95,95%	0,2462	0,1372	0,0010
4	300	00:08:57	95,31%	96,55%	0,1752	0,1176	0,0010
4	350	00:10:26	95,31%	96,40%	0,1725	0,1121	0,0010
5	400	00:11:55	95,31%	97,15%	0,1866	0,1012	0,0010
5	450	00:13:24	96,88%	96,85%	0,0848	0,1151	0,0010
6	500	00:14:53	100,00%	97,30%	0,0338	0,0986	0,0010
6	550	00:16:23	100,00%	97,75%	0,0092	0,0929	0,0010
7	600	00:17:52	100,00%	97,60%	0,0474	0,0876	0,0010
7	650	00:19:21	92,19%	96,85%	0,1441	0,1093	0,0010
8	700	00:20:50	100,00%	97,30%	0,0263	0,0913	0,0010
8	750	00:22:19	98,44%	97,75%	0,0561	0,0967	0,0010
9	800	00:23:49	98,44%	97,60%	0,0217	0,0965	0,0010
9	850	00:25:18	93,75%	96,85%	0,1360	0,0754	0,0010
10	900	00:26:48	100,00%	97,45%	0,0299	0,0826	0,0010
10	950	00:28:17	98,44%	97,30%	0,0272	0,0835	0,0010
11	1000	00:29:46	100,00%	97,60%	0,0151	0,0890	0,0010
11	1050	00:31:16	98,44%	96,85%	0,0468	0,0934	0,0010

Çizelge 3.2 (devam) Harf ağının öğrenme sonuçları.

12	1100	00:32:45	100,00%	97,45%	0,0096	0,0798	0,0010
12	1150	00:34:14	96,88%	97,30%	0,0787	0,0883	0,0010
13	1200	00:35:43	100,00%	97,60%	0,0094	0,0966	0,0010
13	1250	00:37:12	98,44%	98,05%	0,0243	0,0937	0,0010
14	1300	00:38:42	96,88%	97,45%	0,0377	0,0967	0,0010
14	1350	00:40:11	98,44%	97,45%	0,0343	0,1051	0,0010
15	1400	00:41:40	98,44%	98,20%	0,2165	0,0919	0,0010
15	1450	00:43:09	100,00%	97,90%	0,0023	0,0972	0,0010
16	1500	00:44:38	100,00%	97,90%	0,0008	0,0819	0,0010
16	1550	00:46:10	100,00%	97,75%	0,0030	0,0909	0,0010
17	1600	00:47:43	100,00%	97,90%	0,0034	0,0881	0,0010
18	1650	00:49:13	98,44%	98,05%	0,0350	0,0879	0,0010
18	1700	00:50:43	98,44%	98,20%	0,0248	0,0890	0,0010
19	1750	00:52:12	98,44%	98,20%	0,0404	0,0878	0,0010
19	1800	00:53:42	100,00%	98,20%	0,0032	0,0880	0,0010
20	1850	00:55:12	100,00%	97,90%	0,0006	0,0879	0,0010
20	1900	00:56:41	100,00%	98,20%	0,0026	0,0890	0,0010
20	1940	00:57:53	100,00%	97,90%	0,0078	0,0878	0,0010



Results
 Validation accuracy: 40.94%
 Training finished: Reached final iteration

Training Time
 Start time: 04-Jul-2019 14:05:10
 Elapsed time: 23 min 13 sec

Training Cycle
 Epoch: 20 of 20
 Iteration: 1640 of 1640
 Iterations per epoch: 82
 Maximum iterations: 1640

Validation
 Frequency: 50 iterations
 Patience: Inf

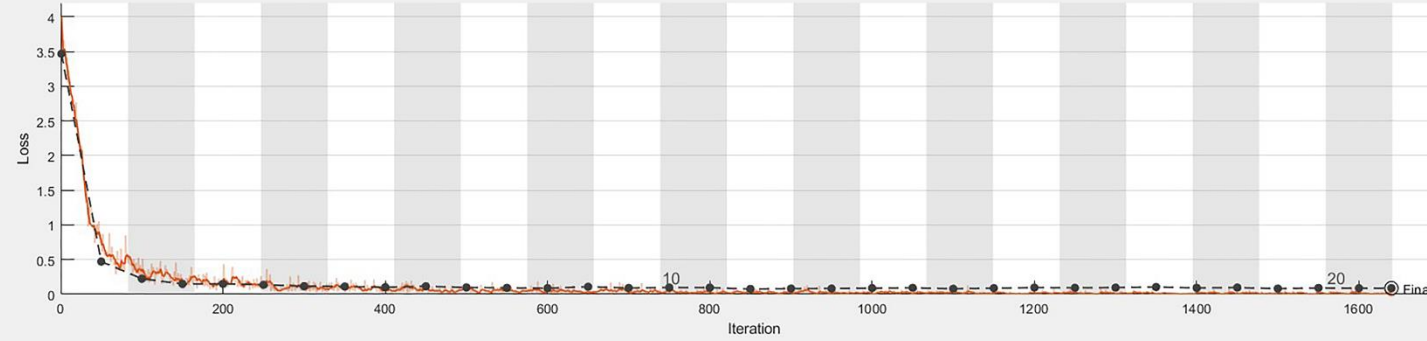
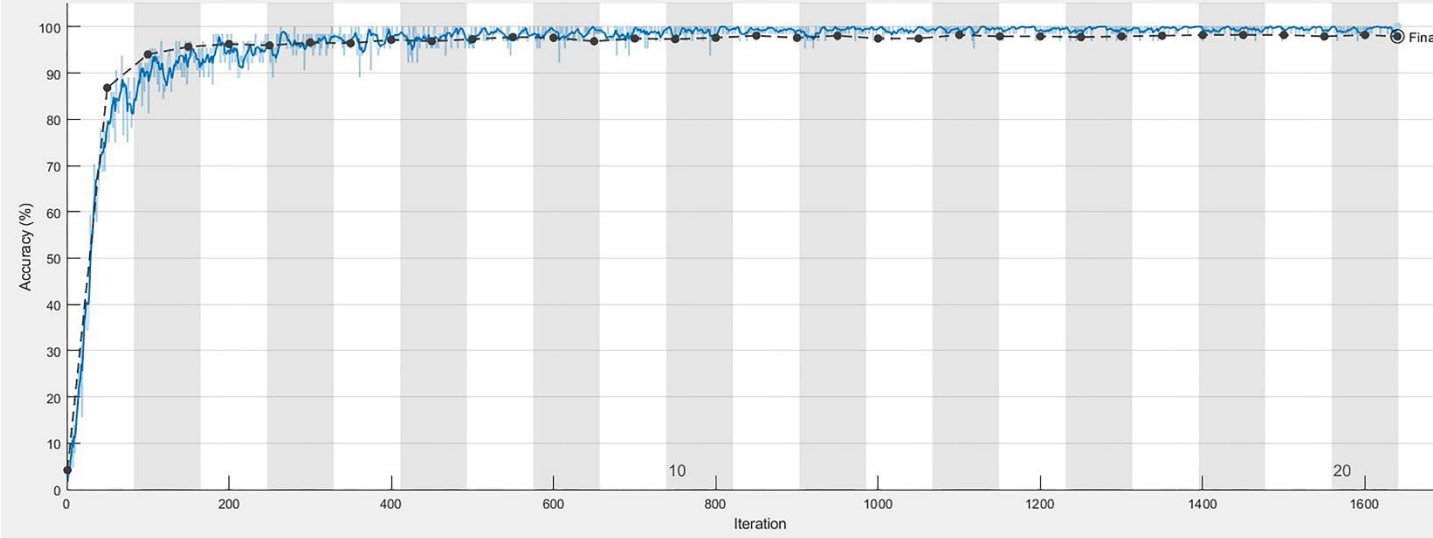
Other Information
 Hardware resource: Single GPU
 Learning rate schedule: Constant
 Learning rate: 0.001

[Learn more](#)

Accuracy
 Training (smoothed)
 Training
 Validation

Loss
 Training (smoothed)
 Training
 Validation

Şekil 3.4. Font ağı öğrenme sonuç grafiği.

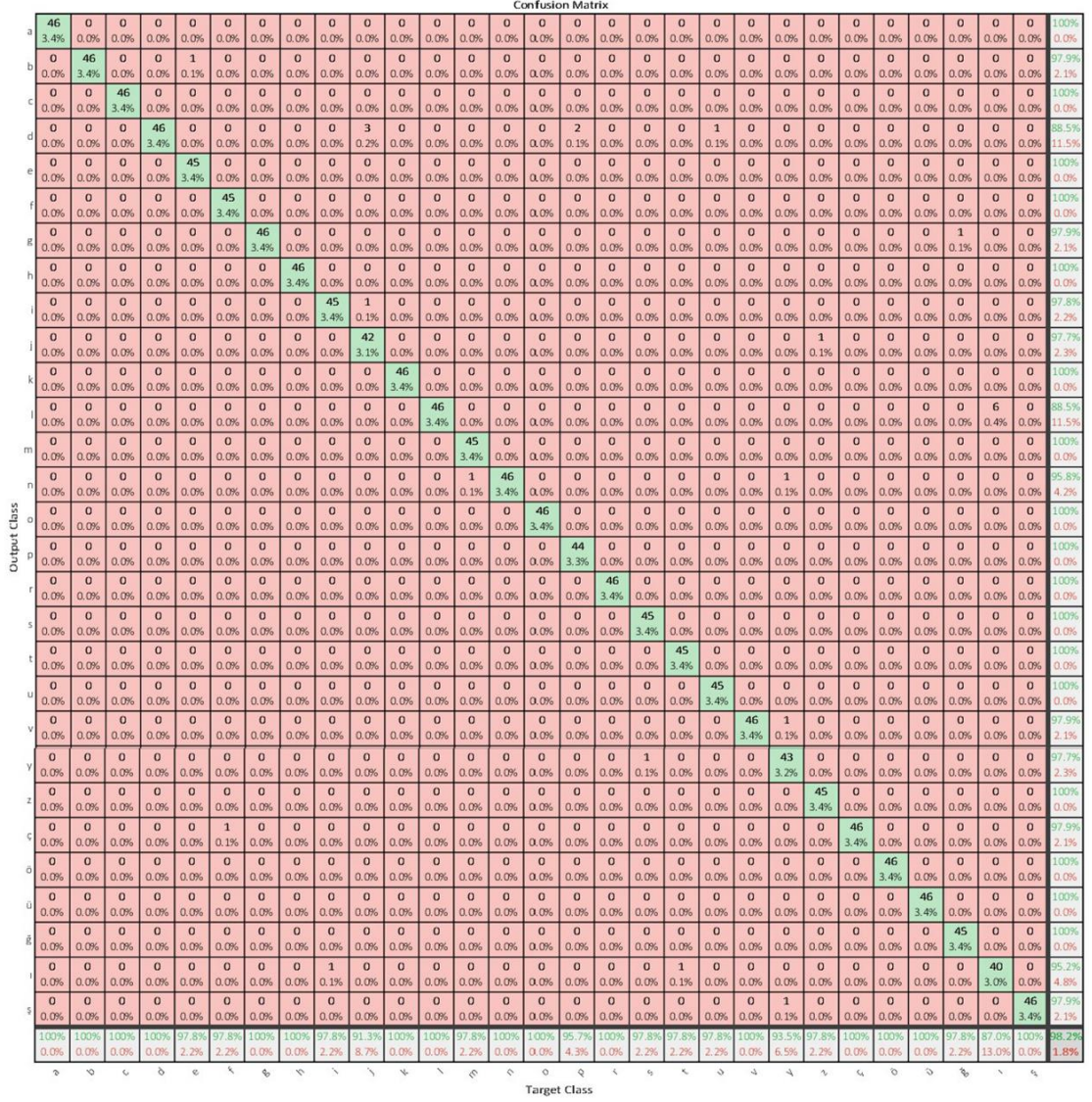


Results	
Validation accuracy:	97.90%
Training finished:	Reached final iteration
Training Time	
Start time:	04-Jul-2019 15:52:58
Elapsed time:	22 min 19 sec
Training Cycle	
Epoch:	20 of 20
Iteration:	1640 of 1640
Iterations per epoch:	82
Maximum iterations:	1640
Validation	
Frequency:	50 iterations
Patience:	Inf
Other Information	
Hardware resource:	Single GPU
Learning rate schedule:	Constant
Learning rate:	0.001

[Learn more](#)

Accuracy	
— Training (smoothed)	
— Training	
- - Validation	
Loss	
— Training (smoothed)	
— Training	
- - Validation	

Şekil 3.5. Harf ağı öğrenme sonuç grafiği.



Şekil 3.7. Harf ağı karışıklık matrisi.

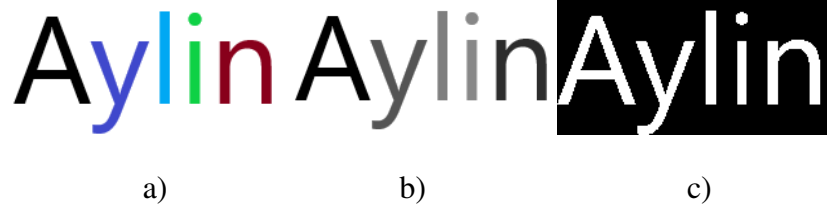
3.3. GÖRÜNTÜ ÖN İŞLEME

Tanıma işlemlerine geçilmeden önce görüntüler üzerinde birtakım morfolojik işlemler gerçekleştirilmiştir.

Öncelikle renkli olarak alınan görüntü rgb formatından gri formata dönüştürülmüştür. Daha sonra görüntü ikilik sayı formatına (binary) çevrilmiştir ve görüntünün tümleyeni alınmıştır. Matlab görüntü işlemede görüntü önplanının beyaz, arkaplanının ise siyah olması gerekmektedir bunun için tümleyen işlemi gerçekleştirilmiştir. Son adım olarak, harf konumlarının her birini bulmak için kullandığımız ortamın morfolojik görüntü işleminde yer alan bwlabel fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon parametre olarak aldığı ikilik formattaki görüntü üzerinde yatay, dikey ve çapraz olarak birbirine bağlı (8-

connected) nesneler için belirlediği etiketleri içeren bir etiket matrisini döndürür.

Yapılan morfolojik işlemlerin aşamaları Şekil 3.8’de örneklendirilmiştir.



Şekil 3.8. Görüntüler üzerinde yapılan işlemler a) Orijinal görüntü b) Gri format c) Tümleyeni alınmış ikilik format.

Görüntü işleme aşamasında yapılan işlemlerin genel akışı Şekil 3.9’da görsel olarak örneklendirilmiştir.



Şekil 3.9. Görüntü işleme aşamaları.

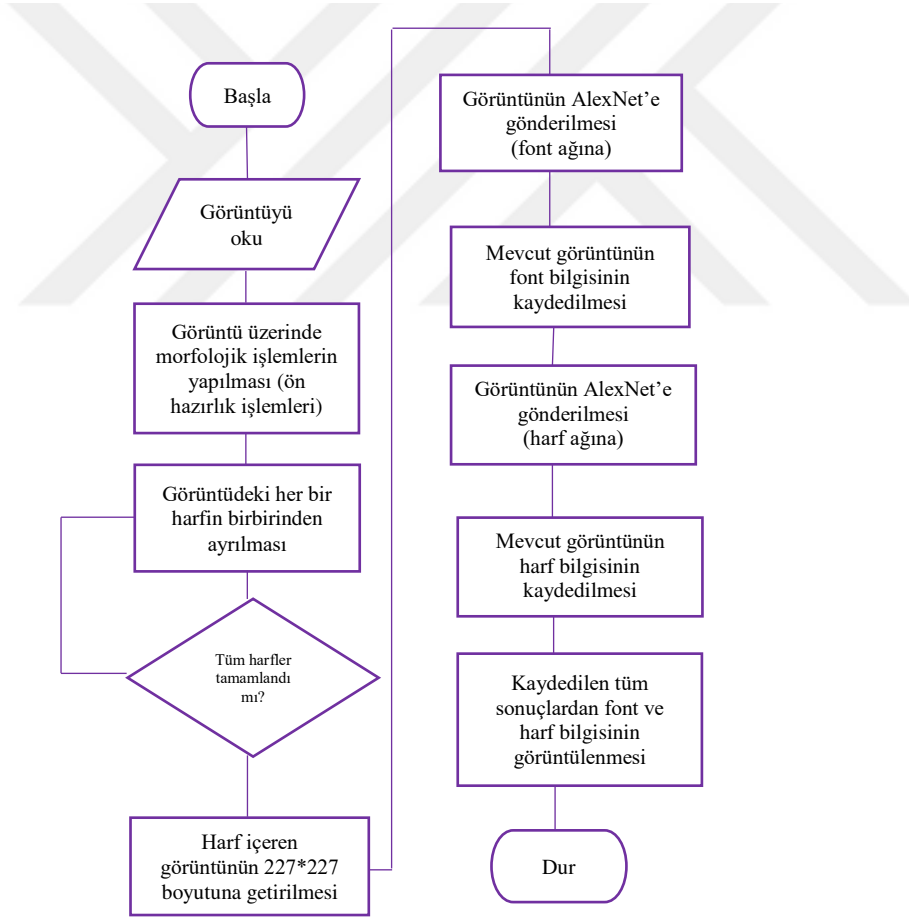
3.4. HARFLERİN AYRILMASI ve TANIMA İŞLEMİ

Bu başlıktan önceki tüm başlıklar tanıma işlemleri için yapılan ön hazırlık işlemleridir. Tüm ön hazırlık işlemleri bittikten sonra harfler birbirlerinden ayrılmış ve tanıma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Türk alfabesinde yer alan noktalı veya şapkalı harfler harflerin birbirlerinden ayrılma işini zorlaştırmaktadır. Harflerin gövdelerinden bağımsız bu parçalarını (şapka veya nokta) tespit edip, gövdesi ile birlikte bir bütün olarak çerçevelenerek ağa gönderilmiştir. Çünkü ağın eğitimi yapılırken bu harfler de orijinal halleriyle, parçaları ayrılmadan ağa gönderilmiş ve bu şekilde eğitim gerçekleştirilmiştir.

İlk aşamada görüntüdeki nesnelerin 4 köşesi için koordinatları bulunmuştur. Daha sonra bir oran hesabı yapıp bu oranın altında kalan nesnenin harfin bir parçası, oranın üstünde ise nesnenin harfin gövdesi olduğuna karar verilmiştir. Bu karar aşamasında harflerin bağımsız parçaları olmasının yanı sıra sayısının fazlalığı da önem arz etmektedir. Harfin bu beş harften (i, j, ğ, ü, ö) hangisi olduğuna karar vermek için bir algoritma kurulmuştur. Bu algoritma nesnenin etiketlenmesine göre şekillendirilmiş ve bu harflerin her birine parça ve gövdelerinin bulunmasına göre bir desen kodlanmıştır.

Bulunan parçalar “0”, gövdeler ise “1” olarak kodlanmıştır. Bu algoritmaya göre döngüde ilk bulunan nesne parça ikinci parça bir gövde ise yani deseni “01” ise bu bir “i” harfidir. Eğer harf “10” desenine sahip ise bu harf “j” veya “ğ” olabilir. Eğer harf “100” desenine sahip ise bu da “ü” veya “ö” harflerinden biri olduğuna işaret etmektedir. Bu karar aşamasından sonra eğer harf “ğ” gibi şapkalı veya “i, j, ü, ö” gibi noktalı bir harf ise harfin koordinatları gövde ve parçası bir bütün olarak alınacak şekilde güncellenmiştir. Harflerin ayrılma algoritmasının sözde kodu Şekil 3.11’de verilmiştir.

Tüm koordinatlar belirlendikten sonra ağına girdi verisine uygun hale getirmek için görüntü tekrar renkli hale getirilmiş ve 227*227 boyutuna ölçeklendirilmiştir. Tanıma aşaması için harfler ağılara sırayla gönderilmiş ve sonuçlar kaydedilmiştir. Tanıma işleminin akış şeması Şekil 3.10’da verilmiştir.



Şekil 3.10. Türkçe font ve harf tanıma işleminin akış şeması.

```

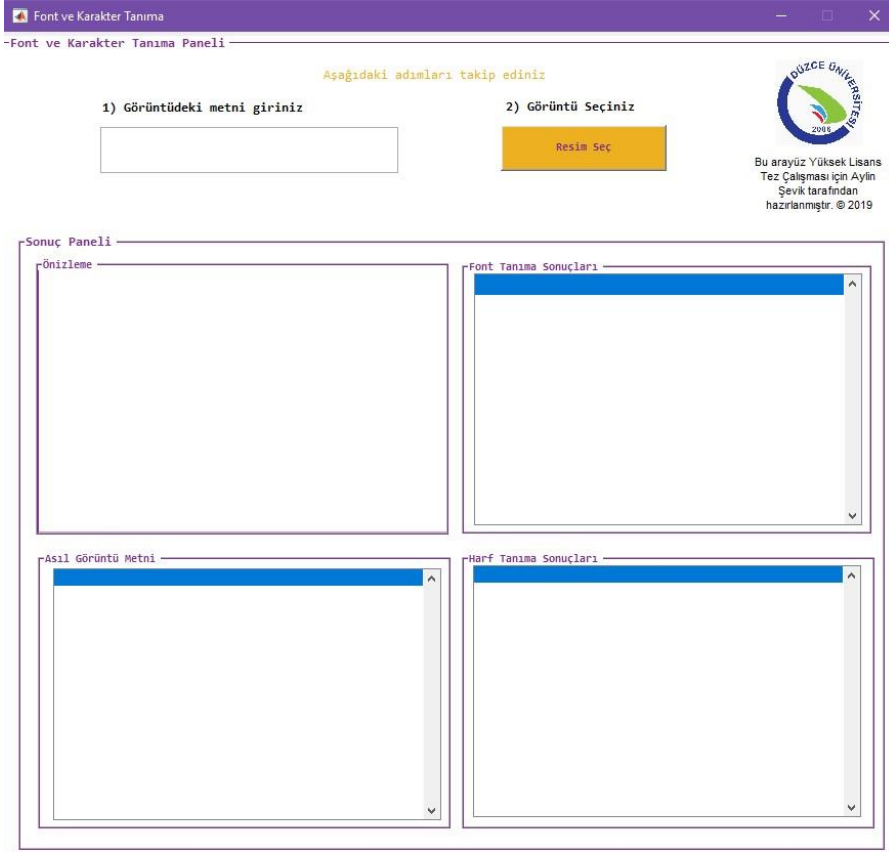
goruntu = oku('secilenResim')
[kapaliAlan, harfSayisi] = bwlabel(goruntu)
oranti = 0;
for n=1 : harfSayisi
    if n==1
        oranti=(max(kapaliAlan)-min(kapaliAlan))/2; // ilk kapali alanin oranini al
    end
    if oranti < (max(kapaliAlan)-min(kapaliAlan))/2
        oranti=(max(kapaliAlan)-min(kapaliAlan))/2; // oranti guncellendi
    end
end
harfMi=0;
for n=1 : harfSayisi
    if (max(kapaliAlan) - min(kapaliAlan)) > oranti
        harfMi(n,1)=1; // harfler ve noktalama işaretleri belirlendi
    end
end
// harf olup olmadıkları bilgisi desenler oluşturulurken kullanildi
for n=1 : harfSayisi
    [a,b]=find(kapaliAlan==n) //mevcut kapali alani al
    if desen=="01" // i harfi
        yeniKoordinat(n,:)=koordinatlariGuncelle();
        n=n+1;
    end
    else if desen == "10" // j veya ğ
        yeniKoordinat(n,:)=koordinatlariGuncelle();
        n=n+1;
    end
    else if desen == "100" // ü veya ö
        yeniKoordinat(n,:)=koordinatlariGuncelle();
        n=n+2;
    end
    else // normal harf
        koordinat = koordinatlariAl()
    end
end
end

```

Şekil 3.11. Harflerin ayrılması kısmının sözde kodu.

3.5. GELİŞTİRİLEN ARAYÜZ

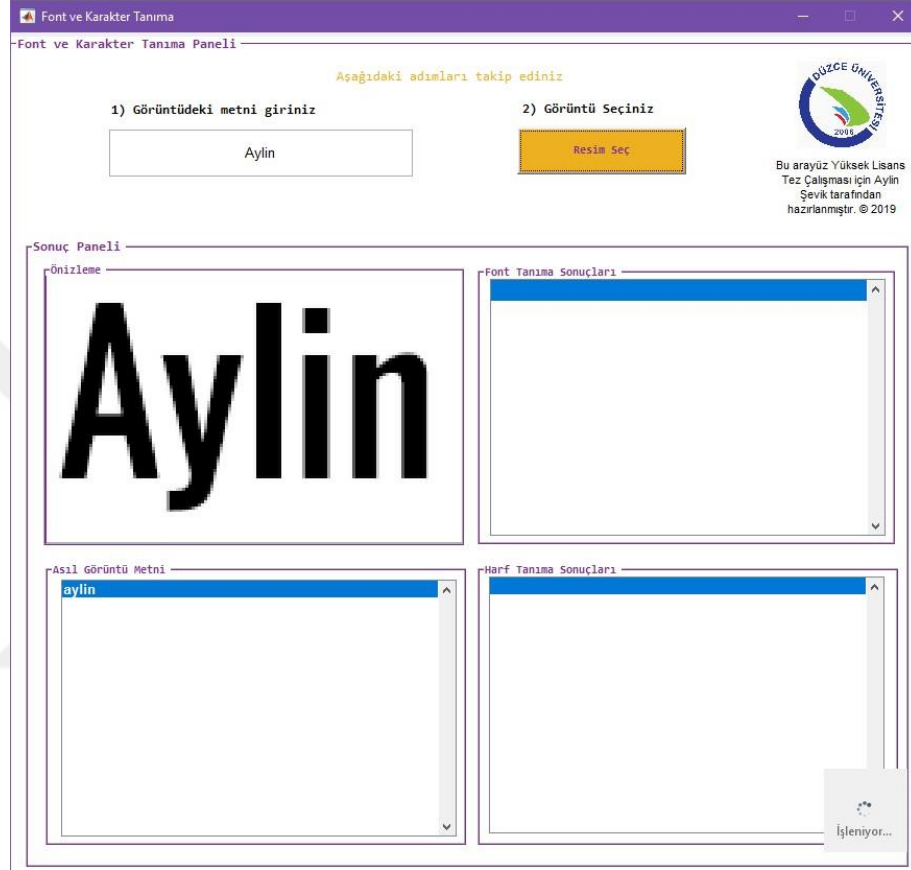
Yapılan çalışma için geliştirme ortamında bir arayüz oluşturulmuştur. Bu arayüzün oluşturulma amacı testlerin yapılmasını kolay hale getirmek, sonuçların çıkarımını daha detaylı ve düzenli göz önüne sermektir.



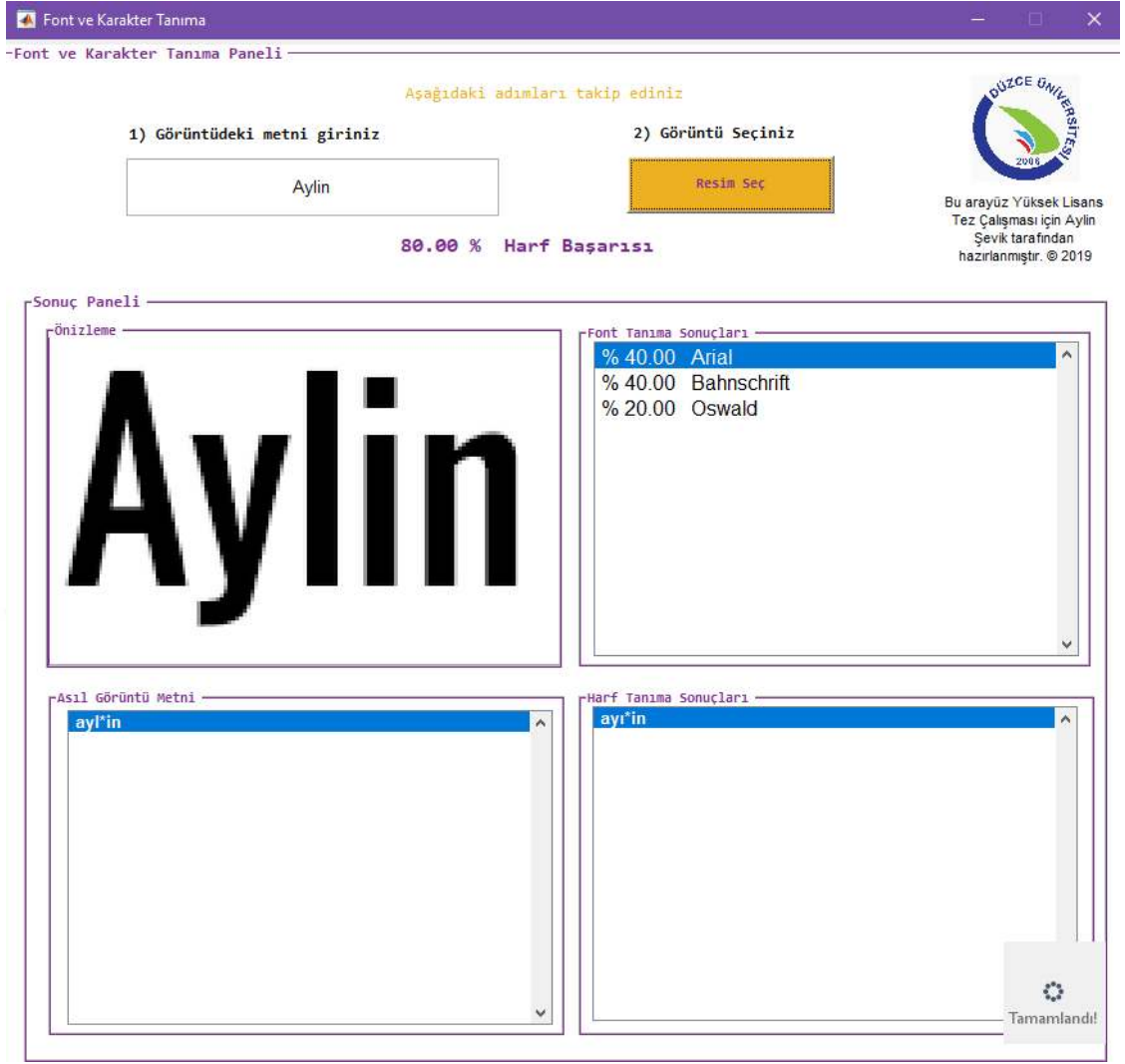
Şekil 3.12. Geliştirilen arayüz.

Geliştirilen arayüz 2 adımdan ve 4 kısımdan oluşmaktadır. İlk adım seçilecek olan görüntüdeki metnin kutucuğa girilmesidir. Bu işlem harf başarısını ve yanlış bulunan harfleri gösterebilmek için gereklidir. İkinci adım ise görüntünün seçilmesidir. Metin içeren görüntü sağ en üstte bulunan buton kullanılarak seçilmektedir. Görüntünün seçilmesi ile tanıma işlemi başlamaktadır. Görüntünün önizlemesi sol üst tarafta bulunan önizleme panelinde gösterilmektedir. Tanıma işleminin bitmesi sağ tarafta bulunan panelde ilgili fontların yüzdelik değerleri ile birlikte listelenmesi ve alt panelde ise metinde bulunan harflerin sıralanması ile anlaşılmaktadır. Aynı zamanda işlem devam ederken işlemin devam ettiği ile ilgili bir animasyon arayüzün sağ alt kısmında gösterilmektedir. İşlem bittiğinde bu animasyon durmakta ve bittiğini belli eden bir mesajla gösterilmektedir. Aynı zamanda işlem tamamlandığında sol alttaki panelde

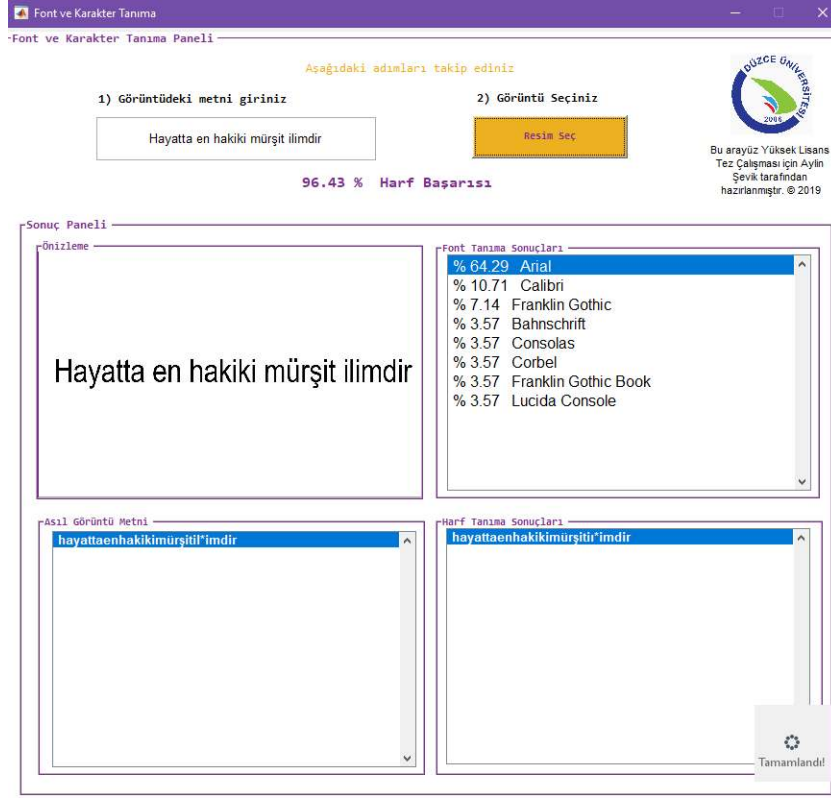
kutucuğa girilen orijinal metin de listelenmektedir. Yanlış bulunan harflerin kolay ayırt edilebilmesi adına alttaki iki panelde de bu harflerin sağ tarafına “*” işareti eklenmiştir. Hesaplanan harf başarıları ise işlem bittiğinde “% X Harf Başarısı” mesajı ile sonuç panelinin hemen üstünde gösterilmektedir. Bu işlemler Şekil 3.13, Şekil 3.14 ve Şekil 3.15’de gösterilmiştir.



Şekil 3.13. Seçilen resmin gösterilmesi ve tanıma işleminin başlaması.



Şekil 3.14. Tanıma işleminin bitmesi ve sonuçların gösterilmesi.



Şekil 3.15. Test edilen metin görüntüsünün sonuçları.

3.6. YAPILAN TESTLER ve SONUÇLARI

Bu çalışma için tek veya çok satırdan oluşan her bir punto büyüklüğü ve bu büyüklüklerin her biri için de 38 fontun tamamı kullanılarak oluşturulan test görselleri kullanılmıştır. Bunun yanında seçilen 5 farklı font için de her bir büyüklük kullanılmak üzere tek bir cümle içeren metinler test edilmiştir. Test görsellerinden her bir font büyüklüğü için birer örnek ve sonuçların tamamı aşağıda belirtilmiştir.

Lorem Ipsum dizgi ve baskı endüstrisinde kullanılan mıgır metinlerdir. Lorem Ipsum, adı bilinmeyen bir matbaacının bir hurufat numune kitabı oluşturmak üzere bir yazı galerisini alarak karıştırdığı endüstri standardı sahte metinler olarak kullanılmıştır. Beşyüz yıl boyunca varlığını sürdürmekle kalmamış aynı zamanda pek değişmeden elektronik dizgiye de sızmıştır. Lorem Ipsum pasajları da içeren Letraset yapraklarının yayınlanması ile ve yakın zamanda Aldus PageMaker gibi Lorem Ipsum sürümleri içeren masaüstü yayıncılık yazılımları ile popüler olmuştur.

Şekil 3.16. 8 pt Buxton Sketch Lorem ipsum metninden oluşan test görseli.

Lorem Ipsum dizgi ve baskı endüstrisinde kullanılan mıgır metinlerdir. Lorem Ipsum, adı bilinmeyen bir matbaacının bir hurufat numune kitabı oluşturmak üzere bir yazı galerisini alarak karıştırdığı endüstri standardı sahte metinler olarak kullanılmıştır. Beşyüz yıl boyunca varlığını sürdürmekle kalmamış aynı zamanda pek değişmeden elektronik dizgiye de sızmıştır. Lorem Ipsum pasajları da içeren Letraset yapraklarının yayınlanması ile ve yakın zamanda Aldus PageMaker gibi Lorem Ipsum sürümleri içeren masaüstü yayıncılık yazılımları ile popüler olmuştur.

Şekil 3.17. 20 pt Franklin Gothic Book Lorem ipsum metninden oluşan test görseli.

**Lorem Ipsum dizgi ve baskı
endüstrisinde kullanılan mıgır
metinlerdir Lorem Ipsum adı
bilinmeyen bir matbaacının bir
hurufat numune kitabı oluşturmak**

Şekil 3.18. 72 pt Impact Lorem ipsum metninden oluşan test görseli.

Hayatta en hakiki mürşit ilimdir

Şekil 3.19. 8 pt Century tek satır test görseli.

Hayatta en hakiki mürşit ilimdir

Şekil 3.20. 20 pt Elephant tek satır test görseli.

Hayatta en hakiki mürşit ilimdir

Şekil 3.21. 72 pt Courier New tek satır test görseli.

Yukarıda belirtilen çok satırlı metin içeren test görsellerinden toplamda 114 adet oluşturulmuştur. Bunun yanında tek cümle metin içeren 30 adet görsel test edilmiştir. Bu görseller oluşturulurken sık kullanılan ve pek sık kullanılmayan olmak üzere toplamda 10 adet font seçilmiş ve her bir font için, 8, 20 ve 72 pt büyüklüğünde görseller oluşturularak testler tamamlanmıştır. Bu fontlar: Arial, Buxton Sketch, Century, Comic Sans MS, Consolas, Courier New, Elephant, Juice ITC, Trebuchet MS ve Verdana'dır. Çok satırlı görsellerin test sonuçları Çizelge 3.3, Çizelge 3.4, Çizelge 3.5 ve Çizelge 3.6'da verilmiştir. Tek satırlı görsellerin test sonuçları Şekil 3.22, Şekil 3.23, Şekil 3.24, Şekil 3.25, Şekil 3.26, Şekil 3.27'de verilmiştir.

Çizelge 3.3. 8 punto görsel sonuçları.

Harf Sayıları	54	10	3	3	18	43	1	6	3	2	42	28	1	17	35	29	31	10	0	10	41	20	8	18	16	11	3	14	8	Font Yüzdesi	
Font Adı / Harfler	a	b	c	ç	d	e	f	g	ğ	h	ı	i	j	k	l	m	n	o	ö	p	r	s	ş	t	u	ü	v	y	z	En Yüksek	Doğru Bulunan
Arial	5	1	0	5	6	2	2	18	21	2	12	19	2	14	6	15	0	0	0	0	1	0	13	2	0	0	0	2	0	%24 Courier New	%11
Bahnschrift	32	5	5	3	22	25	2	15	2	6	26	19	1	14	3	68	22	0	2	4	9	5	6	0	8	9	3	10	6	% 19 Arial	%15
Bodoni MT Poster	0	1	0	1	7	4	0	1	3	4	2	0	0	5	5	51	0	0	0	0	0	0	3	1	1	5	0	0	0	%14 Bodoni MT Poster, Courier New	%14
Book Antiqua	6	5	3	6	8	1	0	5	26	3	6	32	10	2	3	7	0	0	0	2	0	8	13	1	2	13	0	0	4	%31 Garamond	%5
Bookman Old Style	3	5	1	6	2	1	0	3	7	1	3	4	4	2	0	51	1	0	0	1	1	1	5	0	3	4	0	0	0	%30 Garamond	%2
Buxton Sketch	0	0	0	5	2	0	3	2	2	1	0	0	2	3	1	33	0	0	0	0	2	0	1	1	2	9	0	0	0	%38 Segoe WP SemiLight	%3
Calibri	46	9	7	3	16	31	11	12	5	1	44	26	8	23	15	27	24	0	0	7	10	10	6	3	15	10	4	2	9	%21 Arial	%3
Cambria	26	2	3	12	16	2	2	6	3	11	12	3	1	15	5	50	5	0	0	2	4	0	0	0	14	0	1	0	1	%17 Segoe WP SemiLight	%2
Candara	2	2	3	6	9	1	1	5	24	1	3	11	4	14	7	16	1	0	0	2	1	0	5	2	2	6	0	3	5	%27 Segoe WP SemiLight	%1
Century Gothic	33	0	1	6	8	7	2	8	7	3	9	13	4	21	13	59	15	11	0	1	6	3	2	6	14	3	1	8	1	%26 Segoe WP SemiLight	%14
Century Schoolbook	2	1	0	3	3	0	1	1	11	2	1	1	0	6	0	56	0	0	0	1	0	0	4	0	2	3	0	0	0	%31 Courier New	-
Century	1	4	1	1	2	1	0	2	8	0	0	5	2	4	0	30	0	0	0	1	0	0	8	0	3	2	1	1	4	%32 Garamond	%1
Chaparral Pro	0	0	0	2	1	0	0	1	9	1	2	2	1	4	3	54	1	0	0	1	1	0	0	0	0	8	2	1	0	%30 Segoe WP SemiLight	%2
Comic Sans MS	3	3	0	9	4	4	4	2	19	2	4	13	3	4	4	44	0	0	0	3	0	1	3	0	1	4	0	2	3	%27 Garamond	%2
Consolas	36	3	9	0	24	38	2	8	8	5	45	23	9	15	35	26	23	0	0	7	24	18	16	17	15	8	4	1	4	%14 Consolas	%14
Constantia	4	0	0	2	11	0	3	2	6	3	0	2	0	3	1	43	2	0	0	1	0	1	2	0	1	4	2	1	1	%27 Courier New	-

Çizelge 3.3 (devam) 8 punto görsel sonuçları.

Corbel	7	0	5	8	8	1	0	6	15	0	3	11	8	12	10	24	0	0	0	0	0	0	1	0	3	2	2	1	5	%31 Segoe WP SemiLight	%5
Courier New	2	0	6	7	3	3	2	9	32	1	7	33	15	12	4	4	0	1	0	1	0	0	11	3	1	11	0	2	7	%28 Courier New, Garamond	%28
Elephant	2	0	1	9	6	0	0	1	2	3	0	4	1	3	0	41	0	0	0	1	0	1	2	0	1	0	1	0	2	%12 Book Antiqua	%7
Franklin Gothic Book	11	1	1	4	0	3	0	10	20	0	1	9	0	7	9	32	3	0	0	1	0	3	1	0	1	1	0	2	2	%22 Segoe WP SemiLight	%1
Franklin Gothic	4	0	0	5	3	3	0	7	4	0	4	0	1	5	1	54	7	0	0	0	2	1	8	1	1	3	0	0	1	%14 Franklin Gothic Book	%3
Gabriola	2	0	4	3	3	6	1	3	2	1	2	25	9	9	12	23	0	0	0	0	0	0	3	0	0	13	1	1	9	%27 Garamond	%10
Gadugi	17	0	0	7	7	4	1	10	11	0	2	8	1	15	8	38	8	1	0	1	1	1	2	0	3	6	0	3	3	%40 Segoe WP SemiLight	%3
Garamond	1	0	1	2	4	1	0	1	7	3	0	2	0	2	43	0	0	0	2	0	0	0	5	0	0	4	2	0	2	%32 Courier New	%28
Georgia	0	5	5	4	7	3	0	9	24	5	4	12	4	10	1	20	1	0	0	2	0	1	6	3	1	8	0	0	1	%28 Courier New	%5
Haettenschweiler	0	0	0	2	1	0	0	0	0	2	0	1	0	4	0	46	1	0	0	0	0	0	5	0	0	3	1	0	1	%33 Impact	%27
Impact	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0	4	0	57	5	0	0	0	2	0	7	0	0	0	0	0	0	%34 Impact	%34
Juice ITC	0	0	0	0	1	1	0	0	9	5	0	1	1	2	0	46	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	%33 Juice ITC	%33
Lucida Console	42	0	6	3	29	42	2	11	2	5	95	12	3	18	8	24	29	6	0	9	35	16	13	13	17	4	2	13	5	%36 Lucida Console	%33
Maiandra GD	6	2	1	8	9	0	3	2	16	2	4	13	7	14	5	20	2	0	0	12	2	0	0	1	6	4	0	1	2	%29 Segoe WP SemiLight	%2
MS UI Gothic	9	5	2	9	10	2	3	7	12	4	7	6	6	16	5	20	9	0	0	4	4	3	9	0	2	2	0	0	8	%13 Segoe WP SemiLight	%3
Myriad Pro	0	0	0	1	4	0	1	1	2	1	4	0	0	0	3	64	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	%13 Segoe WP SemiLight	%7
Oswald	50	11	5	2	25	29	1	6	4	4	67	29	1	36	10	28	34	0	0	9	19	15	4	5	16	12	9	11	4	%22 Bahnschrift	%20

Çizelge 3.3 (devam) 8 punto görsel sonuçları.

Segoe WP SemiLight	1	0	3	3	0	1	2	0	12	2	7	25	7	3	10	30	1	0	0	2	1	0	0	1	2	6	2	0	0	%69 Segoe WP SemiLight	%69
Tahoma	1	0	0	7	1	4	0	16	25	0	0	14	4	7	0	1	0	0	0	0	0	0	15	0	0	1	0	0	4	%36 Garamond	-
Times New Roman	0	0	4	6	4	1	1	4	7	0	1	1	2	4	1	31	0	0	0	0	0	0	1	0	2	4	1	1	1	%26 Courier New	-
Trebuchet MS	7	1	0	5	9	5	1	4	8	1	2	12	0	10	12	64	3	1	0	1	2	1	10	2	1	4	0	2	0	%14 Courier New	%4
Verdana	11	6	2	5	8	5	0	8	23	3	3	29	7	23	11	17	4	0	0	0	0	1	3	0	3	6	0	2	6	%26 Segoe WP SemiLight	-
Harf Sayısı	54	10	3	3	18	43	1	6	3	2	42	28	1	17	35	29	31	10	0	10	41	20	8	18	16	11	3	14	8		

Çizelge 3.3’de 8 puntoluk çok satırlı görüntülerin test sonuçlarına yer verilmiştir. Bu çizelgede en üst ve en alt satırlarda bulunması gereken harf sayıları verilmiştir ve her bir font için her harften bulunan adet sayısı ile tablo oluşturulmuştur. Tamamen sayısal bir tablo elde edildiğinden renkler kullanılarak sonuçların doğrulukları kategorize edilmiştir. Yeşil renk ile ifade edilen alanlar %100 doğru sonuç alınan alanlardır. Yeşil alanlar mevcut harf sayısı ile test sonucunda bulunan harf sayısının eşit sayıda olduğunu göstermektedir. Sarı alanlar mevcut harf sayısının yarısından fazla veya mevcut harf sayısından daha fazla harf bulunan sonuçları ifade etmektedir. Son olarak kırmızı alanlar ise mevcut harf sayısının yarısından az veya hiç doğru harf bulunmayan alanları temsil etmektedir. Bu ifadeler tabloda belirtildiği gibi her bir harf için ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Çizelge 3.3’deki sonuçlara bakıldığında harfler Cambria ve Oswald fontlarında en çok sayıda doğru olarak bulunmuştur. Garamond fontunda ise en az sayıda doğru bulunmuştur. Bunun sebebi Oswald ve Cambria fontlarındaki harf arası boşlukların diğer fontlara göre daha fazla olmasıdır. Harf arası boşluğun fazla olması harflerin birbirinden ayrılması kısmındaki başarıyı arttırmış ve harf sınırlarından doğru bir şekilde kesilerek harf ağına gönderilebilmiştir. Bu da harfin bulunma doğruluğunu arttırmıştır. Garamond fontunda ise harflerin birbirlerine doğru olan uzantılarından veya puntunun küçük olmasından kaynaklı harf arası boşluklar diğerlerine göre daha yüksek oranda kaybolmuştur. Bu da harflerin birbirlerinden ayrılmasını zorlaştırmış hatta imkansız hale getirmiş, dolayısıyla harf sınırlarından doğru bir şekilde kesilememiş ve harf ağına yanlış gönderilmiştir. Bu sebeple harfin yanlış bulunmasına veya bulunamamasına sebep olmuştur. 8 punto büyüklüğündeki metin görselleri için genel problem harf arası boşlukların azalmasıdır. Başka bir problem ise harflerin font türlerine göre ince bazı kısımları bulunmaktadır. Harf sınırlarından doğru kesilmiş olsa bile, kesilen bu parça harf ağına gönderilirken boyutu 227*227 olarak ayarlandığında, çözünürlük kalitesinden kaynaklı bu ince kısımlar harfi parçalara bölmektedir. Parçalara bölünen harf, tanıma işlemi sırasında yapılan kapalı alan bulma kısmında yanlış etiketlenmektedir. Örneğin “m” harfinin en tümsek noktaları bazı fontlarda daha ince olduğundan boyutlandırma aşamasında bu kısımlar kaybolmakta ve “m” harfi yanyana 3 adet “ı” harfi gibi görünmekte ve ağına da bu şekilde gönderilmektedir. Bundan dolayı yanlış harf bilgisi ortaya çıkabilmektedir.

Çizelge 3.3’ün en sağında bulunan iki sütunda ise font başarı yüzdeliklerine yer verilmiştir. İlk sütun en yüksek bulunan font bilgisini yüzdeliği ile birlikte

göstermektedir. İkinci sütunda ise ilgili satırdaki bulunması gereken font bilgisinin yüzdelik olarak ifadesine yer verilmiştir. Bu kısımda da 7 adet font bilgisi doğru olarak bulunmuştur. Yukarıda harf başarısını etkileyen durumlar font başarısı için de geçerlidir.



Çizelge 3.4. 20 punto görsel sonuçları.

Harf Sayısı	54	10	3	3	18	43	1	6	3	2	42	28	1	17	35	29	31	10	0	10	41	20	8	18	16	11	3	14	8	Font Yüzdesi	
Font Adı / Harfler	a	b	c	ç	d	E	f	g	ğ	h	ı	i	j	k	l	m	n	o	ö	p	r	s	ş	t	u	ü	v	y	z	En Yüksek	Doğru Bulunan
Arial	54	10	3	5	18	43	1	8	1	2	71	27	3	17	5	29	31	10	0	10	41	20	8	18	20	7	3	13	8	%53 Arial	%53
Bahnschrift	53	10	3	4	20	42	1	6	3	2	33	30	2	18	43	29	31	8	0	10	40	20	10	18	18	8	2	13	8	%52 Bahnschrift	%52
Bodoni MT Poster	26	7	13	1	20	40	2	0	5	5	37	39	5	14	80	43	35	0	0	10	20	5	3	20	23	4	10	0	5	%44 Bodoni MT Poster	%44
Book Antiqua	38	10	10	4	22	36	2	6	4	8	14	37	15	17	52	23	29	9	0	9	46	24	5	12	15	7	4	10	7	%51 Book Antiqua	%8
Bookman Old Style	41	10	4	3	16	41	1	9	4	3	141	24	1	14	66	10	16	10	0	9	32	19	13	18	13	2	3	11	6	%27 Book Antiqua	%16
Buxton Sketch	0	7	0	19	8	2	2	12	14	0	4	31	17	27	16	2	1	0	0	4	0	1	15	0	0	1	2	5	4	%26 Garamond	%18
Calibri	53	10	3	3	18	43	1	7	3	3	69	27	3	17	5	29	29	10	0	9	41	18	9	13	18	12	3	14	8	%28 Arial	%10
Cambria	51	10	6	3	18	41	1	7	5	3	22	24	2	19	64	29	28	10	0	10	40	19	8	15	23	3	3	13	8	%46 Cambria	%46
Candara	52	10	4	2	25	42	1	8	1	2	56	30	1	18	5	28	31	10	0	10	41	19	10	18	29	8	3	14	8	%24 Arial	%18
Century Gothic	53	10	3	3	18	43	9	10	2	2	74	29	3	17	5	29	31	9	0	9	38	19	9	8	22	5	3	14	8	%44 Century Gothic	%44
Century Schoolbook	47	9	4	11	15	37	2	7	8	1	17	52	3	17	127	5	37	9	0	10	52	12	11	14	8	3	2	5	8	%29 Book Antiqua	%21
Century	47	9	4	11	15	37	2	7	8	1	17	52	3	17	127	5	37	9	0	10	52	12	11	14	8	3	2	5	8	%29 Book Antiqua	%11
Chaparral Pro	53	10	9	3	18	41	1	8	2	3	2	28	1	15	78	29	30	10	0	10	41	19	9	11	21	3	3	14	7	%32 Chaparral Pro	%32
Comic Sans MS	50	10	2	12	18	43	1	9	3	3	50	21	10	17	22	28	30	10	0	10	40	19	9	18	20	4	3	13	9	%63 Comic Sans MS	%63
Consolas	51	10	3	4	17	43	0	9	1	3	64	16	1	18	35	29	30	9	0	10	40	18	11	18	21	5	3	14	7	%55 Consolas	%55
Constantia	53	10	3	3	18	41	1	8	1	0	143	36	1	17	84	1	13	10	0	10	38	20	9	18	8	0	3	14	8	%30 Elephant	%26
Corbel	54	10	2	4	18	41	1	6	3	2	72	30	1	18	5	29	31	10	0	10	40	20	8	17	22	5	3	14	8	%44 Corbel	%44
Courier New	52	10	3	3	18	43	1	8	0	4	2	23	1	16	88	26	28	9	0	10	41	19	10	18	25	1	3	14	8	%90 Courier New	%90
Elephant	1	5	5	26	1	3	3	1	8	3	2	112	15	13	6	6	0	0	0	0	0	0	25	6	2	8	0	1	4	%41 Garamond	%11
Franklin Gothic Book	52	10	2	3	18	43	1	9	2	2	70	33	1	17	5	28	30	10	0	9	41	20	10	18	21	6	3	13	8	%28 Arial	%22
Franklin Gothic	54	10	3	3	17	43	1	6	4	2	69	29	2	17	5	28	31	10	0	10	41	20	9	18	19	8	3	14	8	%40 Franklin Gothic	%40
Gabriola	0	1	0	2	8	0	2	4	3	0	9	98	68	11	18	0	0	0	0	1	0	1	2	9	0	4	0	5	3	%43 Gabriola	%43

Çizelge 3.4 (devam) 20 punto görsel sonuçları.

Gadugi	51	10	3	4	18	42	1	8	3	2	75	29	1	17	5	29	31	10	0	10	38	20	8	18	20	4	3	13	8	%27 Arial	%19
Garamond	49	7	4	7	30	40	2	7	4	5	109	65	3	20	49	14	24	9	0	2	29	24	1	11	1	8	0	0	7	%31 Book Antiqua	%28
Georgia	54	10	2	3	17	40	2	6	4	1	59	27	1	15	35	30	29	9	0	9	34	19	11	20	18	2	3	14	8	%33 Georgia	%33
Haettenschweiler	47	6	1	3	14	30	3	4	1	13	40	13	1	17	5	61	14	1	0	5	24	12	8	15	13	8	3	15	7	%51 Haettenschweiler	%51
Impact	54	1	2	4	27	40	1	9	1	2	70	28	0	19	5	29	30	10	0	10	41	19	13	17	20	6	3	12	8	%68 Impact	%68
Juice ITC	46	10	8	5	46	33	2	24	13	5	33	47	12	16	23	22	9	10	0	7	24	16	8	22	12	7	1	12	3	%53 Juice ITC	%53
Lucida Console	0	0	0	9	1	6	7	15	17	5	2	66	9	13	4	0	0	0	0	0	2	2	49	4	0	0	0	1	1	%46 Garamond	-
Maiandra GD	54	10	3	3	18	42	1	7	4	3	36	30	2	18	14	29	31	10	0	10	38	19	9	18	37	5	3	14	14	%27 Corbel	%8
MS UI Gothic	51	10	2	3	18	40	1	7	4	3	70	30	1	18	5	28	30	10	0	10	40	30	2	18	22	6	3	14	9	%32 Arial	%21
Myriad Pro	52	10	3	3	18	43	1	6	4	3	54	23	2	18	29	28	31	10	0	10	40	20	9	18	15	11	3	13	8	%34 Myriad Pro	%34
Oswald	52	10	6	0	18	42	1	8	1	3	69	31	4	20	5	29	29	10	0	10	40	26	1	18	17	10	3	13	9	%47 Bahnschrift	%25
Segoe WP SemiLight	50	10	3	3	18	42	1	8	2	2	77	30	0	17	5	29	30	10	0	10	39	20	8	17	20	8	2	14	8	%60 Segoe WP SemiLight	%60
Tahoma	54	10	3	3	18	42	1	8	1	2	61	31	1	17	16	29	31	10	0	10	38	20	8	18	18	9	3	14	8	%25 Verdana	%23
Times New Roman	48	10	4	3	16	39	1	8	5	2	99	35	3	18	65	9	34	10	0	9	27	18	7	15	11	1	1	14	8	%29 Book Antiqua	%28
Trebuchet MS	53	10	4	1	18	41	1	8	2	5	58	17	4	19	32	28	28	7	0	10	40	28	0	17	16	12	2	14	8	%26 Trebuchet MS	%26
Verdana	53	10	4	1	18	41	1	8	2	5	58	17	4	19	32	28	28	7	0	10	40	28	0	17	16	12	2	14	8	%25 Verdana	%25
Harf Sayısı	54	10	3	3	18	43	1	6	3	2	42	28	1	17	35	29	31	10	0	10	41	20	8	18	16	11	3	14	8		

Çizelge 3.4’de 20 puntoluk çok satırlı görüntülerin test sonuçlarına yer verilmiştir. Bu çizelgede en üst ve en alt satırlarda bulunması gereken harf sayıları verilmiştir ve her bir font için her harften bulunan adet sayısı ile tablo oluşturulmuştur. Bu ifadeler tabloda belirtildiği gibi her bir harf için ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Bu çizelgedeki renklendirmeler Çizelge 3.3’de yapıldığı gibidir. Çizelge 3.4’deki sonuçlara bakıldığında harfler Arial, Franklin Gothic ve Tahoma fontlarında en çok sayıda doğru olarak bulunmuştur. Buxton Sketch, Garamond ve Lucida Console fontlarında ise en az sayıda doğru bulunmuştur. Bunun sebebi Arial, Franklin Gothic ve Tahoma fontlarındaki harf arası boşlukların diğer fontlara göre daha fazla olması ve harflerin birbirlerine doğru uzantılarının olmaması, düz harfler olmasıdır. Harf arası boşluğun fazla olması harflerin birbirinden ayrılması kısmındaki başarıyı arttırmış ve harf sınırlarından doğru bir şekilde kesilerek harf ağına gönderilebilmiştir. Bu da harfin bulunma doğruluğunu arttırmıştır. Buxton Sketch, Garamond ve Lucida Console fontlarında ise harflerin birbirlerine doğru olan uzantılarından kaynaklı harf arası boşluklar kaybolmuştur. Bu da harflerin birbirlerinden ayrılmasını zorlaştırmış hatta imkansız hale getirmiş, dolayısıyla harf sınırlarından doğru bir şekilde kesilememiş ve harf ağına yanlış gönderilmiştir. Bu sebeple harfin yanlış bulunmasına veya bulunamamasına sebep olmuştur. 20 punto büyüklüğündeki metin görselleri için genel problem harf arası boşlukların azalması veya kaybolması, harfin kendi içinde parçalara bölünmesi sebebiyle yanlış etiketlenmesi, bazı font türleri için normalde 01 şeklinde kodlanan “i” harfinin 10 olarak kodlanması sebebiyle karar mekanizmasının bozulması ve diğer harflerin doğru bulunma başarılarının da bundan etkilenmesidir. Başka bir problem ise “l” harfinin deseni ile “ı” harfinin deseni neredeyse aynı olmasından kaynaklanan birbirlerinin yerine tanınmalarıdır.

Çizelge 3.4’ün en sağında bulunan iki sütunda ise font başarı yüzdelerine yer verilmiştir. İlk sütun en yüksek bulunan font bilgisini yüzdeliği ile birlikte göstermektedir. İkinci sütunda ise ilgili satırdaki bulunması gereken font bilgisinin yüzdelik olarak ifadesine yer verilmiştir. Bu kısımda da 21 adet font bilgisi doğru olarak bulunmuştur. Yukarıda harf başarısını etkileyen durumlar font başarısı için de geçerlidir. Yanlış olarak bulunduğunu ifade ettiğimiz fontların yapıları da birbirlerine benzemektedir. Benzerlik sebebi ile yanlış font bilgisi bulunabilmektedir.

Çizelge 3.5. 72 punto görsel sonuçları.

	Mevcut Harf Sayısı / Bulunan Harf Sayısı																												
Font Adı / Harfler	a	b	c	ç	d	e	f	g	ğ	h	ı	i	j	k	l	m	n	o	ö	p	r	s	ş	t	u	ü	v	y	z
Arial	16/16	7/7	1/1	0/0	7/7	14/14	1/1	3/3	1/1	1/1	15/23	16/16	0/0	6/7	10/2	10/10	13/11	3/3	0/0	2/2	17/17	7/7	2/2	8/8	9/11	3/1	1/1	2/2	3/3
Bahnschrift	16/16	7/7	1/1	0/0	7/7	14/13	1/1	3/3	1/1	1/1	15/2	16/16	0/0	6/7	10/23	10/10	13/13	3/3	0/0	2/2	17/17	7/7	2/2	8/8	9/9	3/3	1/1	2/2	3/3
Bodoni MT Poster	30/30	9/9	2/2	0/0	14/13	27/24	1/2	4/0	3/3	2/2	25/0	21/23	0/0	13/14	20/55	17/16	13/22	6/9	0/0	3/3	25/25	10/10	6/6	13/12	11/15	6/1	2/3	7/0	6/5
Book Antiqua	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/11	11/7	0/0	3/3	7/10	9/8	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/2	1/1	1/1	1/1
Bookman Old Style	10/10	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/1	1/2	10/2	11/9	0/0	4/4	8/20	10/9	13/10	3/2	0/0	2/2	10/9	5/5	1/1	6/6	9/10	1/1	1/1	1/0	1/1
Buxton Sketch	16/10	7/6	1/1	0/0	7/5	14/10	1/1	3/2	1/1	1/2	15/2	16/9	0/0	6/4	10/20	10/9	13/10	3/2	0/0	2/2	17/9	7/5	2/1	8/6	9/10	3/1	1/1	2/0	3/1
Calibri	10/10	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/3	0/0	1/1	10/17	11/10	0/0	4/4	8/2	10/9	13/10	3/3	0/0	2/2	10/10	5/5	1/1	6/5	9/9	1/2	1/1	1/1	1/1
Cambria	11/11	7/7	1/1	0/0	5/5	12/12	1/1	2/2	0/0	1/1	11/15	12/8	0/0	4/4	8/10	10/10	13/10	3/3	0/0	2/2	12/12	5/5	1/1	6/4	9/9	2/1	1/1	2/2	3/3
Candara	10/10	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/15	11/10	0/0	4/4	8/5	10/10	13/11	3/3	0/0	2/2	10/9	5/5	1/1	6/6	9/9	1/1	1/1	1/1	1/1
Century Gothic	11/11	7/7	1/1	0/0	5/5	12/12	1/0	2/2	0/0	1/1	11/22	12/8	0/0	4/4	8/2	10/9	13/10	3/3	0/0	2/2	12/13	5/5	1/1	6/5	9/10	2/1	1/1	2/2	3/3
Century Schoolbook	9/8	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/2	11/7	0/1	3/3	7/19	9/9	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/0	1/1	1/1	1/1
Century	9/8	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/1	1/1	10/2	11/7	0/1	3/3	7/19	9/9	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/0	1/1	1/1	1/1
Chaparral Pro	15/15	7/7	1/1	0/0	5/5	13/12	1/1	3/3	0/0	1/1	9/2	17/12	0/0	5/5	10/25	10/10	13/10	3/3	0/0	2/2	14/13	6/6	1/1	6/6	9/11	2/0	1/1	2/2	3/3
Comic Sans MS	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/9	1/1	2/2	0/1	1/3	10/23	11/2	0/2	3/3	7/2	9/8	13/11	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/4	7/7	1/2	1/1	1/1	1/1
Consolas	10/10	6/6	1/1	0/0	5/5	10/9	1/1	2/2	0/0	1/1	10/9	11/7	0/1	4/5	8/17	10/10	13/11	3/3	0/0	2/2	10/9	5/5	1/1	6/5	9/9	1/0	1/1	1/0	1/1
Constantia	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/1	1/1	10/6	11/6	0/0	3/3	7/19	9/9	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/0	1/1	1/1	1/1
Corbel	10/10	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/0	2/2	0/0	1/1	10/16	11/12	0/0	4/4	8/2	10/10	13/11	3/3	0/0	2/2	10/10	5/5	1/1	6/6	9/9	1/1	1/1	1/1	1/1
Courier New	8/8	5/5	1/1	0/0	5/5	9/9	1/1	2/2	0/0	1/1	7/0	10/8	0/0	2/2	5/20	8/8	13/8	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	4/4	5/5	1/0	1/1	1/1	1/1
Elephant	8/8	5/5	1/1	0/0	5/2	9/9	1/1	2/2	0/1	1/2	7/5	10/5	0/0	2/1	5/25	8/4	13/11	2/2	0/0	2/2	9/8	5/5	0/1	4/4	5/1	1/3	1/1	1/1	1/1
Franklin Gothic Book	15/15	7/7	1/1	0/0	5/5	13/13	1/1	3/3	0/0	1/1	9/20	17/14	0/0	5/5	10/1	10/9	13/12	3/3	0/0	2/2	14/14	6/6	1/1	6/6	9/11	2/1	1/1	2/2	3/3
Franklin Gothic	16/15	7/6	1/1	0/0	5/7	14/14	1/1	3/3	1/1	1/1	15/24	16/15	0/0	6/8	10/2	10/10	13/13	3/3	0/0	2/2	17/17	7/7	2/2	8/8	9/8	3/2	1/1	2/2	3/3
Gabriola	11/1	7/2	1/0	0/0	5/1	12/0	1/0	2/1	0/1	1/2	11/1	12/27	0/11	4/2	8/4	10/0	13/0	3/0	0/0	2/0	12/0	5/0	1/0	6/1	9/0	2/3	1/0	2/1	3/0
Gadugi	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/15	11/12	0/0	3/3	7/2	9/8	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/1	1/1	1/1	1/1
Garamond	15/15	7/6	1/1	0/0	5/5	13/11	1/3	3/3	0/0	1/3	9/13	17/4	0/0	5/4	10/15	10/10	13/11	3/3	0/0	2/2	14/12	6/6	1/1	6/5	9/12	2/1	1/1	2/1	3/3
Georgia	11/11	7/7	1/1	0/0	5/5	12/12	1/1	2/2	0/1	1/2	11/18	12/6	0/0	4/4	8/8	10/10	13/10	3/3	0/0	2/2	12/12	5/5	1/2	6/4	9/9	2/1	1/1	2/2	3/3
Haettenschweiler	22/22	8/8	1/1	0/0	5/9	18/17	1/1	3/3	1/1	2/2	20/26	17/17	0/1	8/9	16/9	12/12	13/15	4/4	0/0	2/2	21/21	9/9	4/5	12/12	10/12	4/2	1/1	4/4	4/4
Impact	10/10	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/7	11/11	0/0	4/4	8/11	10/10	13/10	3/3	0/0	2/2	10/10	5/5	1/2	6/6	9/10	1/0	1/1	1/1	1/1
Juice ITC	24/24	9/9	2/2	0/0	5/9	18/18	1/2	3/4	2/2	2/2	23/5	17/11	0/0	8/8	17/38	12/12	13/18	5/4	0/0	2/2	22/22	9/9	4/4	12/12	11/11	4/2	2/1	5/6	4/4

Çizelge 3.5 (devam) 72 punto görsel sonuçları.

Lucida Console	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/1	1/0	10/20	11/3	0/0	3/4	7/7	9/8	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/0	1/1	1/1	1/1
Maiandra GD	11/11	7/7	1/1	0/0	5/5	12/12	1/1	2/2	0/0	1/1	11/2	12/13	0/0	4/4	8/17	10/9	13/11	3/3	0/0	2/2	12/12	5/5	1/1	6/5	9/11	2/1	1/1	2/2	3/3
MS UI Gothic	17/18	7/7	1/1	0/0	5/9	14/13	1/1	3/3	0/1	1/1	10/25	17/15	0/0	5/6	10/1	10/9	13/14	3/3	0/0	2/2	15/18	7/10	1/0	7/9	9/11	2/1	1/1	2/2	3/3
Myriad Pro	22/22	8/8	1/1	0/0	5/9	18/17	1/1	3/3	1/1	2/1	20/35	17/18	0/0	8/9	16/2	12/12	13/16	4/4	0/0	2/2	21/21	9/9	4/3	12/12	10/11	4/3	1/1	4/4	4/4
Oswald	7/7	5/5	1/1	0/0	5/5	9/9	0/0	2/2	0/0	0/0	9/14	10/10	0/0	2/2	7/2	8/7	13/9	2/2	0/0	2/2	8/8	5/5	0/0	3/3	0/3	1/2	1/1	1/1	1/1
Segoe WP SemiLight	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/15	11/12	0/0	3/3	7/2	9/8	13/10	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/5	7/8	1/0	1/1	1/1	1/1
Tahoma	9/9	6/6	1/1	0/0	5/5	10/10	1/1	2/2	0/0	1/1	10/18	11/8	0/0	3/3	7/2	9/9	13/11	2/2	0/0	2/2	9/9	5/5	0/0	5/4	7/7	1/0	1/1	1/1	1/1
Times New Roman	15/15	7/7	1/1	0/0	5/5	13/11	1/1	3/3	0/0	1/1	9/4	17/9	0/0	5/5	10/26	10/10	13/10	3/3	0/0	2/2	14/12	6/6	1/1	6/6	9/11	2/0	1/1	2/2	3/3
Trebuchet MS	11/10	7/6	1/1	0/0	5/5	12/11	1/2	2/2	0/0	1/2	11/23	12/3	0/0	4/5	8/8	10/9	13/11	3/3	0/0	2/2	12/11	5/6	1/1	6/5	9/8	2/3	1/1	2/2	3/3
Verdana	8/8	5/4	1/1	0/0	5/5	9/9	1/2	2/2	0/0	1/1	7/15	10/10	0/0	2/2	5/2	8/8	13/9	2/2	0/0	2/2	9/8	5/5	0/0	4/4	5/6	1/0	1/1	1/0	1/1

Çizelge 3.6. 72 punto görsellerin font sonuçları.

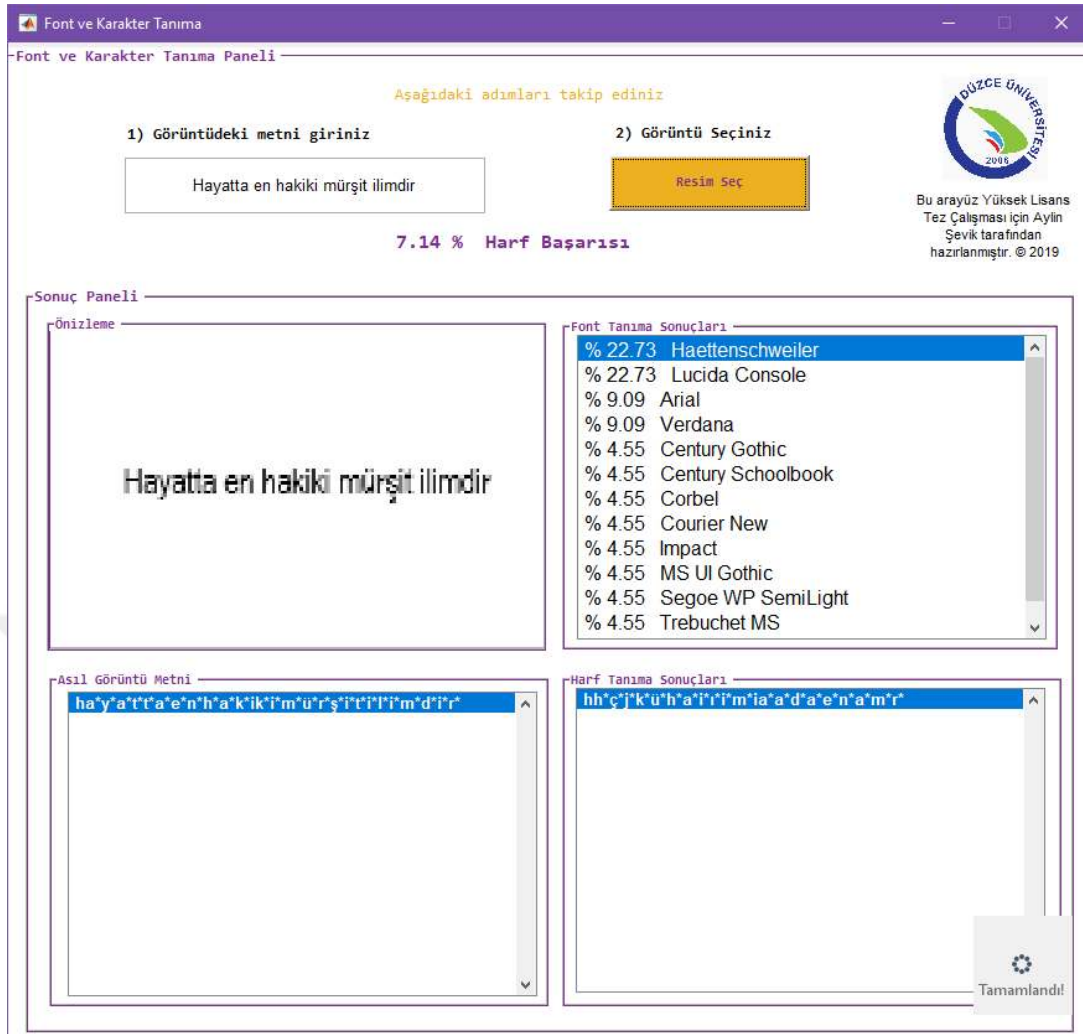
Fontlar	Font Yüzdesi	
	En Yüksek	Doğru Bulunan
Arial	%59 Arial	%59 Arial
Bahnschrift	%61 Bahnschrift	%61 Bahnschrift
Bodoni MT Poster	%71 Bodoni MT Poster	%71 Bodoni MT Poster
Book Antiqua	%60 Book Antiqua	%60 Book Antiqua
Bookman Old Style	%40 Bookman Old Style	%40 Bookman Old Style
Buxton Sketch	%42 Buxton Sketch	%42 Buxton Sketch
Calibri	%30 Calibri	%30 Calibri
Cambria	%36 Cambria	%36 Cambria
Candara	%34 Candara	%34 Candara
Century Gothic	%50 Century Gothic	%50 Century Gothic
Century Schoolbook	%67 Century Schoolbook	%67 Century Schoolbook
Century	%67 Century Schoolbook	26 % Century
Chaparral Pro	%53 Chaparral Pro	%53 Chaparral Pro
Comic Sans MS	%78 Comic Sans MS	%78 Comic Sans MS
Consolas	%54 Consolas	%54 Consolas

Çizelge 3.6 (devam) 72 punto görsellerin font sonuçları.

Constantia	%63 Constantia	%63 Constantia
Corbel	%38 Corbel	%38 Corbel
Courier New	%94 Courier New	%94 Courier New
Elephant	%93 Elephant	%93 Elephant
Franklin Gothic Book	%41 Franklin Gothic Book	%41 Franklin Gothic Book
Franklin Gothic	%49 Franklin Gothic	%49 Franklin Gothic
Gabriola	%54 Gabriola	%54 Gabriola
Gadugi	%29 Gadugi	%29 Gadugi
Garamond	%82 Garamond	%82 Garamond
Georgia	%70 Georgia	%70 Georgia
Haettenschweiler	%60 Haettenschweiler	%60 Haettenschweiler
Impact	%79 Impact	%79 Impact
Juice ITC	%91 Juice ITC	%91 Juice ITC
Lucida Console	%67 Lucida Console	%67 Lucida Console
Maiandra GD	%69 Maiandra GD	%69 Maiandra GD
MS UI Gothic	%43 Arial	%20 MS UI Gothic
Myriad Pro	%56 Myriad Pro	%56 Myriad Pro
Oswald	%47 Oswald	%47 Oswald
Segoe WP SemiLight	%68 Segoe WP SemiLight	%68 Segoe WP SemiLight
Tahoma	%38 Verdana	%16 Tahoma
Times New Roman	%64 Times New Roman	%64 Times New Roman
Trebuchet MS	%49 Trebuchet MS	%49 Trebuchet MS
Verdana	%33 Verdana	%33 Verdana

Çizelge 3.5’de 72 puntoluk çok satırlı görüntülerin test sonuçlarına yer verilmiştir. Bu çizelgede en üst ve en alt satırlarda bulunması gereken harf sayıları verilmiştir ve her bir font için her harften bulunan adet sayısı ile tablo oluşturulmuştur. Tamamen sayısal bir tablo elde edildiğinden renkler kullanılarak sonuçların doğrulukları kategorize edilmiştir. Bu ifadeler tabloda belirtildiği gibi her bir harf için ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Renklerin ifade biçimleri Çizelge 3.3 ve Çizelge 3.4’de olduğu gibidir. Çizelge 3.5’deki sonuçlara bakıldığında harfler Bahnschrift fontunda en çok sayıda doğru olarak bulunmuştur. Gabriola fontunda ise en az sayıda doğru bulunmuştur. Bunun sebebi Bahnschrift fontundaki boşlukların daha fazla ve eğik olmayan bir font olmasıdır. Harf arası boşluğun fazla olması harflerin birbirinden ayrılması kısmındaki başarıyı arttırmış ve harf sınırlarından doğru bir şekilde kesilerek harf ağına gönderilebilmiştir. Bu da harfin bulunma doğruluğunu arttırmıştır. Gabriola fontunda ise harflerin birbirlerine doğru olan uzantılarından veya harflerin eğik olmasından kaynaklı harf arası boşluklar azalmış veya kaybolmuştur. Bu da harflerin birbirlerinden ayrılmasını zorlaştırmıştır, dolayısıyla harf sınırlarından doğru bir şekilde kesilememiş ve harf ağına yanlış gönderilmiştir. Bu sebeple harfin yanlış bulunmasına veya bulunamamasına sebep olmuştur. 72 punto büyüklüğündeki metin görselleri için genel problem harf arası boşlukların azalması veya kaybolması, harfin kendi içinde parçalara bölünmesi sebebiyle yanlış etiketlenmesi, bazı font türleri için normalde 01 şeklinde kodlanan “i” harfinin 10 olarak kodlanması sebebiyle karar mekanizmasının bozulması ve diğer harflerin doğru bulunma başarılarının da bundan etkilenmesidir.

Çizelge 3.6’da font başarı yüzdeliklerine yer verilmiştir. En yüksek bulunan font ve bulunması gereken font bilgisinin yüzdelik olarak ifadelerine yer verilmiştir. Bu kısımda 35 adet font bilgisi doğru olarak bulunmuştur. Yukarıda harf başarısını etkileyen durumlar font başarısı için de geçerlidir. Yanlış olarak bulunduğunu ifade ettiğimiz fontların yapıları da birbirlerine benzemektedir. Benzerlik sebebi ile yanlış font bilgisi bulunabilmektedir.



Şekil 3.22. 8 pt Arial test sonucu.

Font ve Karakter Tanıma

Font ve Karakter Tanıma Paneli

Aşağıdaki adımları takip ediniz

1) Görüntüdeki metni giriniz

Hayatta en hakiki mürşit ilimdir

2) Görüntü Seçiniz

Resim Seç

21.43 % Harf Başarısı

BÜZCE ÜNİVERSİTESİ
2018

Bu arayüz Yüksek Lisans
Tez Çalışması için Aylin
Şevik tarafından
hazırlanmıştır. © 2019

Sonuç Paneli

Önizleme

Hayatta en hakiki mürşit ilimdir

Font Tanıma Sonuçları

% 30.77	Verdana
% 23.08	Haettenschweiler
% 11.54	Arial
% 11.54	Lucida Console
% 7.69	Corbel
% 3.85	Comic Sans MS
% 3.85	Gadugi
% 3.85	Oswald
% 3.85	Tahoma

Asıl Görüntü Metni

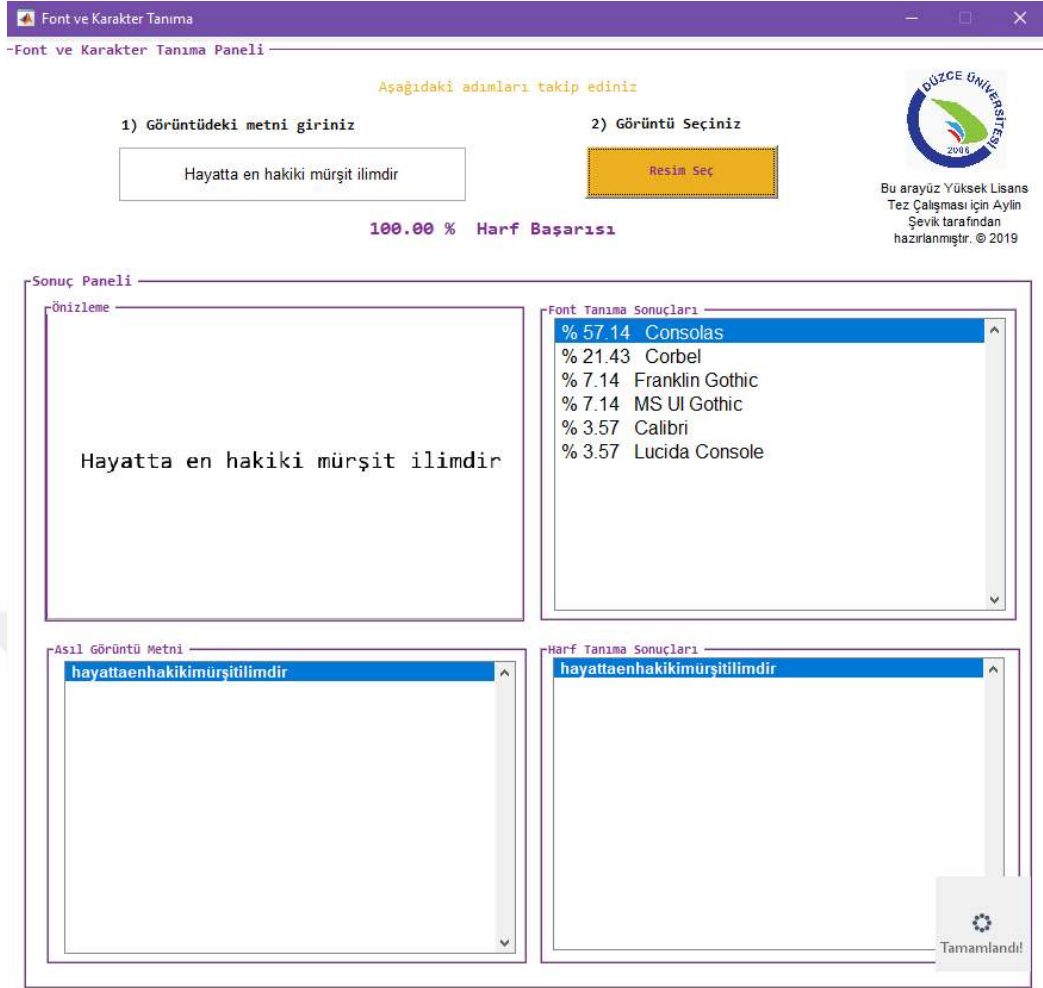
hayat't'a'e'n'h'a*k'i'k'i'm'ü'r'ş'i'l'i'm'd'i'r'

Harf Tanıma Sonuçları

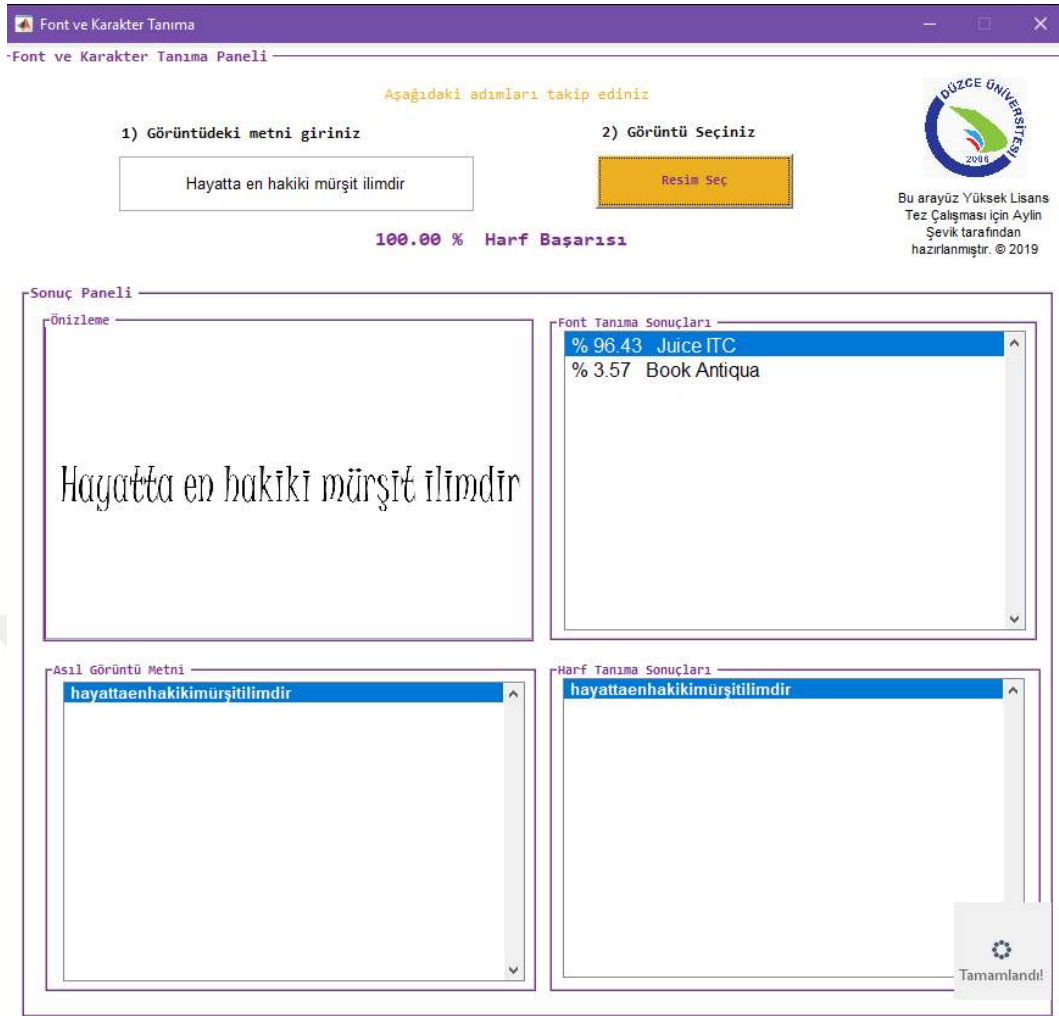
hayah'a'e'n'h'a*k'i'k'i'm'ü'r'i't'i'm'd'i'r'

Tamamlandı!

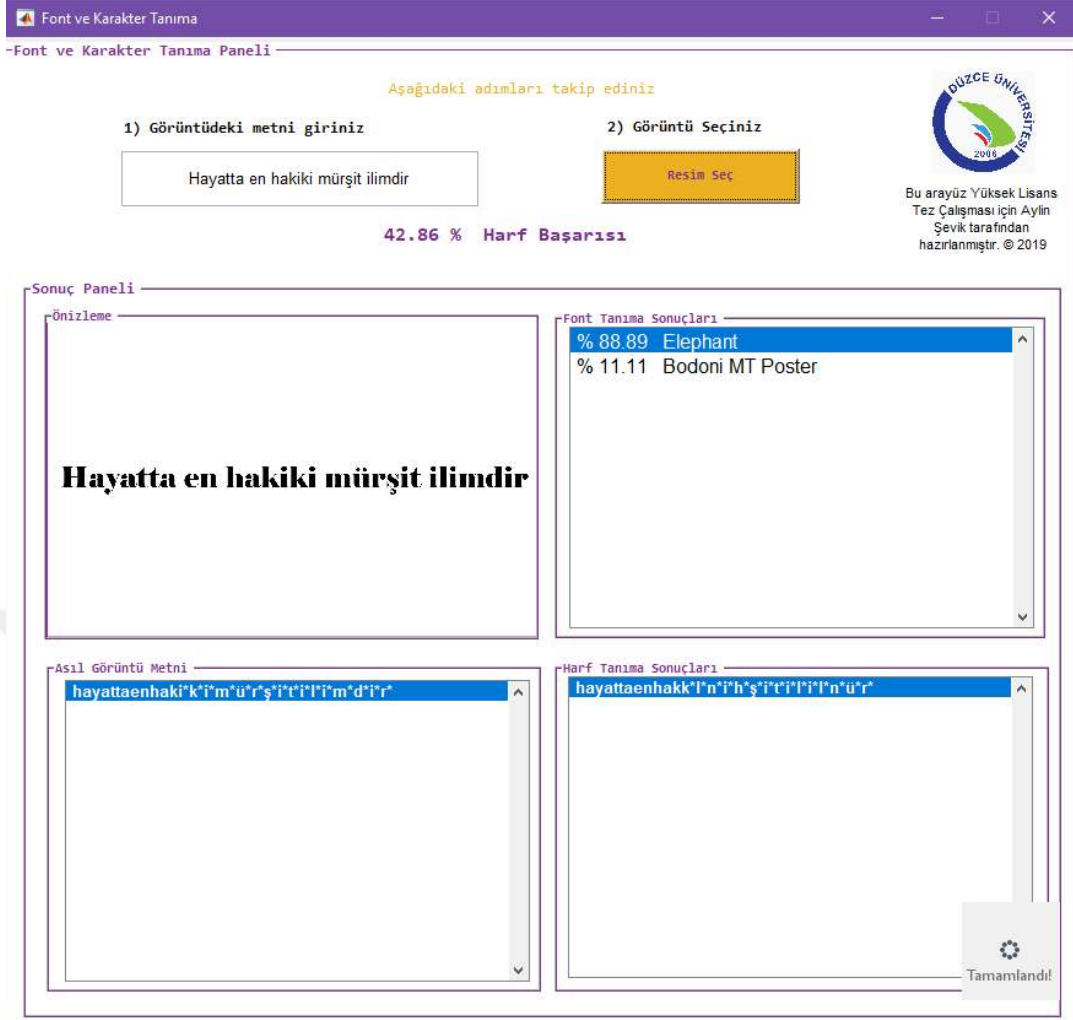
Şekil 3.23. 8 pt Verdana test sonucu.



Şekil 3.25. 20 pt Consolas test sonucu.



Şekil 3.26. 72 pt Juice ITC test sonucu.



Şekil 3.27. 72 pt Elephant test sonucu.

Yukarıda tek cümleden oluşan metinler ile yapılan testlerin bazılarında Şekil 3.22, Şekil 3.23, Şekil 3.24, Şekil 3.25, Şekil 3.26 ve Şekil 3.27’de yer verilmiştir. Tek satırlı metinlerdeki sonuçların bazılarında yüksek başarılar elde edilmiş bazılarında da hatalı sonuçlar ortaya çıkmıştır. Hatalı sonuçların sebepleri çok satırlı metinler için anlatılan kısımda olduğu gibi harf arası boşlukların azalması veya kaybolması, “i” harfinin 01 olarak kodlanması yerine 10 olarak kodlanması ve bunun karar mekanizmasını etkilemesi sebebiyle diğer harflerin de bundan etkilenmesi, harflerin içindeki kopukluk sebebiyle yanlış etiketlenmesidir. Tek cümle metin görseli ile yapılan testler toplamda 30 adettir. Bu testlerin kalan kısmına EKLER başlığı altında yer verilmiştir. Tek satırlı görüntülerde yapılan testlerin harf başarıları yüzdelik olarak Çizelge 3.7’de gösterilmiştir.

Çizelge 3.7. Tek satırlı görsellerin harf başarıları.

Fontlar / Puntolar	8 pt	20 pt	72 pt
Arial	%7	%14	%96
Buxton Sketch	%3	%3	%3
Century	%17	%32	%100
Comic Sans MS	%3	%89	%60
Consolas	%25	%100	%100
Courier New	%28	%100	%100
Elephant	%3	%14	%42
Juice ITC	%0	%7	%100
Trebuchet MS	%28	%82	%60
Verdana	%21	%100	%96
Toplam	%13,5	%54,1	%75,7
Genel Toplam	%47,8		

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında insan beyni için oldukça basit, bilgisayar için ise bir o kadar karmaşık olan harf ve font tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. İnsan beyni gördüğü metindeki harfleri kolayca seçebilir fakat bu işlemi bilgisayara tanıtabilmek için birtakım aşamalardan geçirmek ve tüm ihtimalleri göz önünde bulundurmak gerekmektedir. Bu durumda da birçok parametre bu durumun başarısını etkilemektedir.

Bu çalışma yalnızca Türkçe harfleri kapsamaktadır. Noktalama işaretleri ve rakamlar bu çalışmanın konusuna dahil değildir.

Bu çalışmanın temeli Türkçe harflerin birbirlerinden ayrılması ve tanınması üzerine kurulmuş, bunun yanında font bilgileri de sunulmuştur. Türkçe harflerin birbirinden ayrılması konusunda en büyük problem alfabede bulunan şapkalı ve noktalı harflerdir. Kullanılan fonksiyonlar ile gönderilen metin görselindeki kapalı alanlar kolaylıkla bulunabilmektedir. Fakat noktalar ve şapkalar harflerden bağımsız kapalı alanlar olarak bulunur. Bunu birleştirebilmek için her bir Türkçe harfin özelliğine göre bir karar mekanizması belirlenmiş ve Türkçe harflerin parçaları gövdeleri ile birleştirilerek ağa gönderilebilmiştir. Ayrıca kapalı alan bulmada font tipleri ve birden fazla satırlı metinler farklı problemler ortaya çıkarmıştır. Birden fazla satırlı metinlerde bulunan kapalı alanların sırası alt alta satırlarda yer alan harflerin hizalamalarına göre değişkenlik göstermektedir bu da tanınan harflerin sırasında bozulmalar olmasına sebep olmaktadır. Bu probleme çözüm olarak da yine algoritma içerisinde harfler satır satır işleme alınarak, sıralı hale getirilmiştir.

Sonuçlardaki harf tanıma aşamasındaki genel problemler harf arası boşlukların kaybolması, harfin kendi içinde kopukluklar oluşması sebebiyle yanlış etiketlenmesi, “i” harfinin bazı fontlarda farklı kodlanması ve “l” harfinin deseni ile “ı” harfinin deseni çok benzerlik gösterdiğinden birbiri yerine tanınabilmesidir.

Bunun yanında yapılan testlerde görülmüştür ki çok satırlı metinlerde harfler satır olarak baz alındığında üst veya alt satırlarında yer alan harflerin konumları sebebiyle çok satırlı metinlerdeki kapalı alan etiketlemelerinde yanlışlıklar olmuştur. Genel problemlerin yanı sıra çok satırlı metinler için bu da bir problem arz etmektedir.

Font tanıma yapılan testlerde de gösterildiği üzere benzer fontlar arasında yüzdelik olarak dağılımlar olacak şekilde bulunmuştur. Font tanıma 20 punto ve 72 puntoluk metinlerde daha başarılı olmuştur. Bu da metnin çözünürlüğü yüksek olduğunda daha iyi sonuç alındığına işaretler. Ayrıca font tanıma konusunda doğru font bulunan sonuçlar arasında ilk sırada olmasa bile bulunabilmiş, sıralamadaki diğer fontlara bakıldığında ise birbirleriyle benzerlik gösterdikleri görülmektedir.

Sonuç olarak çok satırlı görseller ile yapılan testlere bakıldığında harf başarıları %7,25 ile %67,23 arasında, font başarıları %18,42 ile %92,10 arasında değişmektedir. Tek satırlı görseller ile yapılan testlere bakıldığında ise harf başarıları %13,5 ile %75,7 arasında, font başarıları %40 ile %90 arasında değişmektedir.

5. KAYNAKLAR

- [1] E. Batı, “Deep convolutional neural networks with an application towards geospatial object recognition,” M.S. thesis, Department of Electrical and Electronics Engineering, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 2014.
- [2] O. Elitez, “Handwritten digit string segmentation and recognition using deep learning,” M.S. thesis, Department of Electrical and Electronics Engineering, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 2015.
- [3] S. Lawrence, C. L. Giles, A. C. Tsoi and A. D. Back, “Face recognition: a convolutional neural network approach,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, c. 8, sayı 1, ss. 98-113, 1997.
- [4] İ. B. Akkaya and U. Halici, “Mouse face tracking using convolutional neural networks,” *IET Computer Vision*, c. 12, sayı 2, ss. 153-161, 2018
- [5] M. Ü. Öner, “Metastasis detection and localization in lymph nodes by using convolutional neural networks,” M.S. thesis, Department of Electrical and Electronics Engineering, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 2016.
- [6] M. Oquab, L. Bottou, I. Laptev and J. Sivic, “Learning and transferring mid-level image representations using convolutional neural networks,” in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, OH, 2014, ss. 1717-1724.
- [7] C. Riley, P. Work and R. Miller, “Visual entity identification: a neural network approach,” *IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on Neural Networks*, Seattle, USA, 1991, ss. 909.
- [8] A. Caliskan, H. Badem, A. Basturk and M. E. Yuksel, “A comparative study on classification by deep learning,” *ELECO*, Bursa, Turkey, 2016, ss. 503-506.
- [9] Q. -. Wu, Y. L. Cun, L. D. Jackel and B. -. Jeng, "On-line recognition of limited-vocabulary Chinese character using multiple convolutional neural networks," 1993 *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Chicago, IL, 1993, ss. 2435-2438.
- [10] Y. Le Cun and Y. Bengio, “Word-level training of a handwritten word recognizer based on convolutional neural networks,” *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, Jerusalem, Israel, 1994, ss.88-92.
- [11] P. Kuang, W. Cao and Q. Wu, “Preview on structures and algorithms of deep learning,” *ICCWAMTIP*, Chengdu, China, 2014, ss. 176-179.
- [12] B. E. Poser, E. Sackinger, J. Bromley, Y. LeCun, R. E. Howard and L. D. Jackel, “An analog neural network processor and its application to high-speed character recognition,” *IJCNN*, Seattle, USA, 1991, ss. 415-420.
- [13] Y. Bar, I. Diamant, L. Wolf, S. Lieberman, E. Konen and H. Greenspan, “Chest pathology detection using deep learning with non-medical training,” *ISBI*, New York, USA, 2015, ss. 294-297.

- [14] Y. Yuan, L. Mou and X. Lu, "Scene recognition by manifold regularized deep learning architecture," in *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, c. 26, sayı 10, ss. 2222-2233, 2015.
- [15] Z. Hu, J. Tang, Z. Wang, K. Zhang, L. Zhang and Q. Sun, "Deep learning for image-based cancer detection and diagnosis-A survey," *Pattern Recognition*, c. 83, ss. 134-149, 2018.
- [16] M. A. Abbas, "Improving deep learning performance using random forest HTM cortical learning algorithm," *IWDRL*, Cairo, Egypt, 2018, ss. 13-18.
- [17] Y. Wang, "Cognitive foundations of knowledge science and deep knowledge learning by cognitive robots," *ICCI*CC*, Oxford, England, 2017, ss. 5.
- [18] S. Zia, B. Yüksel, D. Yüret and Y. Yemez, "RGB-D Object Recognition Using Deep Convolutional Neural Networks," *ICCVW*, Venice, Italy, 2017, ss. 887-894.
- [19] H. Üzen, "Geleneksel ve derin öğrenme tabanlı nesne takip yöntemlerinin performans değerlendirmesi," Yüksek lisans tezi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnönü Üniversitesi, Malatya, Türkiye, 2018.
- [20] B. Karagöz, "On the analysis of deep convolutional neural networks applied to building detection in satellite images," M.S. thesis, Department of Computer Engineering, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 2015.
- [21] B. Akay, O. Kaynar and F. Demirkoparan, "Deep learning based recommender systems," *UBMK*, Antalya, Turkey, 2017, ss. 645-648.
- [22] H. E. Mutlu, "Hiperspektral görüntü ve LiDAR verisinin derin öğrenme ile sınıflandırılması," Yüksek lisans tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Fen Bilimleri Enstitüsü, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye, 2018.
- [23] U. Demir, "Deep convolutional neural networks for image inpainting," M.S. thesis, Computer Engineering, Istanbul Technical University, Istanbul, Turkey, 2017.
- [24] Ç. Çiloğlu, "Impact of quality distortions on CNN image classifiers and restoration using deep convolutional auto-encoder," M.S. thesis, Department of Computer Engineering, Bahcesehir University, Istanbul, Turkey, 2018.
- [25] B. W. Tienin, "Cloud coverage prediction with deep learning methods," M.S. thesis, Computer Engineering, Department of Cukurova University, Adana, Turkey, 2018.
- [26] F. Y. Yavuz, "Deep learning in cyber security for internet of things," M.S. thesis, Department of Cybersecurity Engineering, Istanbul Sehir University, Istanbul, Turkey, 2018.
- [27] M. C. Sorkun, "Time series forecasting on solar radiation using deep learning," M.S. thesis, Department of Computer Engineering, Galatasaray University, Istanbul, Turkey, 2018.
- [28] C. Tiken, "Derin öğrenme uygulamaları," Yüksek lisans tezi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 2015.
- [29] A. K. M. Brillantes, A. A. Bandala, E. P. Dadios and J. A. Jose, "Detection of fonts and characters with hybrid graphic-text plate numbers," *TENCON 2018 - 2018 IEEE Region 10 Conference*, Jeju, Korea (South), 2018, ss. 629-633

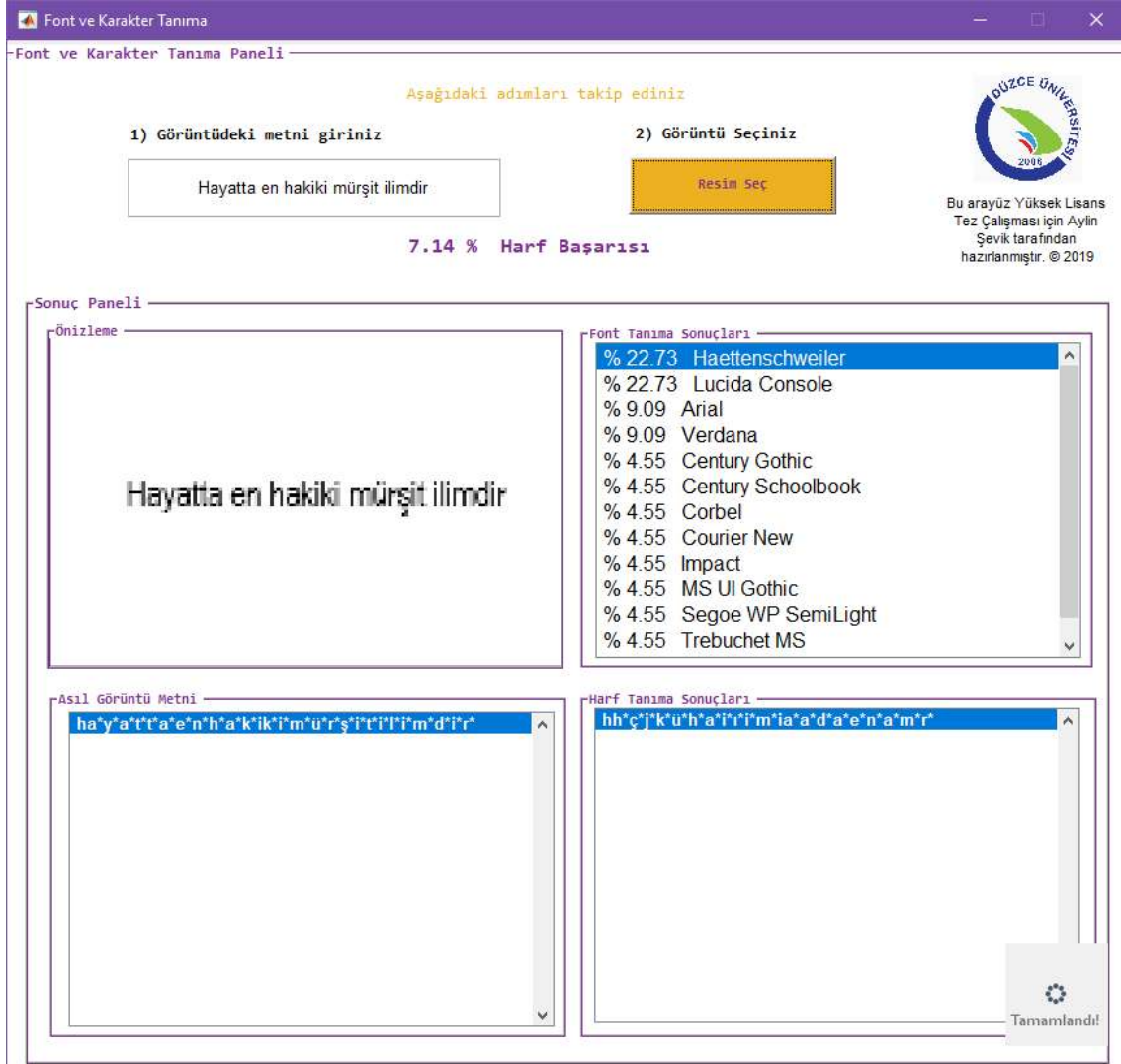
- [30] W. He, X. Zhang, F. Yin and C. Liu, "Multi-oriented and multi-lingual scene text detection with direct regression," in *IEEE Transactions on Image Processing*, c. 27, sayı 11, ss. 5406-5419, 2018.
- [31] M. Avadesh and N. Goyal, "Optical character recognition for Sanskrit using convolution neural networks," *IAPR (DAS)*, Vienna, Austria, 2018, ss. 447-452.
- [32] F. Kurt, "Investigating the performance of segmentation methods with deep learning models for sentiment analysis on Turkish informal texts," M.S. thesis, Department of Bioinformatics, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 2018.
- [33] R. Kajale, S. Das and P. Medhekar, "Supervised machine learning in intelligent character recognition of handwritten and printed nameplate," *ICAC3*, Mumbai, India, 2017, ss. 1-5.
- [34] V. Bharath and N. S. Rani, "A font style classification system for English OCR," *I2C2*, Coimbatore, India, 2017, ss. 1-5.
- [35] M. Mathew, M. Jain and C. V. Jawahar, "Benchmarking scene text recognition in Devanagari, Telugu and Malayalam," *ICDAR*, Kyoto, Japan, 2017, ss. 42-46.
- [36] C. Tensmeyer, D. Saunders and T. Martinez, "Convolutional neural networks for font classification," *ICDAR*, Kyoto, Japan, 2017, ss. 985-990.
- [37] G. Chen, D. Ye, Z. Xing, J. Chen and E. Cambria, "Ensemble application of convolutional and recurrent neural networks for multi-label text categorization," *IJCNN*, Anchorage, USA, 2017, ss. 2377-2383.
- [38] S. B. Ahmed, S. Naz, M. I. Razzak and R. B. Yusof, "A Novel Dataset for English-Arabic Scene Text Recognition (EASTR)-42K and Its Evaluation Using Invariant Feature Extraction on Detected Extremal Regions," in *IEEE Access*, c. 7, ss. 19801-19820, 2019.
- [39] I. Z. Yalniz and R. Manmatha, "Dependence models for searching text in document images," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, c. 41, sayı 1, ss. 49-63, 2019.
- [40] V. Pondenkandath, M. Seuret, R. Ingold, M. Z. Afzal and M. Liwicki, "Exploiting state-of-the-art deep learning methods for document image analysis," *ICDAR*, Kyoto, Japan, 2017, ss. 30-35.
- [41] K. Eghbali, H. Veisi, M. Mirzaie and Y. M. Behbahani, "Font recognition for persian optical character recognition system," *MVIP*, Isfahan, Iran, 2017, ss. 252-257.
- [42] Q. U. A. Akram and S. Hussain, "Ligature-based font size independent OCR for Noori Nastalique writing style," *ASAR*, Nancy, France, 2017, ss. 129-133.
- [43] R. Zheng, M. Li, J. He, J. Bi and B. Wu, "Segmentation-free multi-font printed Manchu word Recognition using deep convolutional features and data augmentation," *CISP-BMEI*, Beijing, China, 2018, ss. 1-6.
- [44] G. Atarsaikhan, B. K. Iwana, A. Narusawa, K. Yanai and S. Uchida, "Neural font style transfer," *ICDAR*, Kyoto, Japan, 2017, ss. 51-56.
- [45] E. Afşin, "Derin öğrenme ile iki boyutlu optik karakter tanıma," Yüksek lisans tezi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Fen Bilimleri Enstitüsü, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, Türkiye, 2017.

- [46] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, ss. 1097-1105.
- [47] I. Goodfellow, Y. Bengio and A. Courville, *Deep Learning*, Cambridge, USA:MIT Press, 2016, ss. 196.
- [48] G. E. Hinton, S. Osindero and Y. Teh, "A fast learning algorithm for deep belief nets," in *Neural Computation*, c. 18, sayı 7, ss. 1527-1554, 2006.

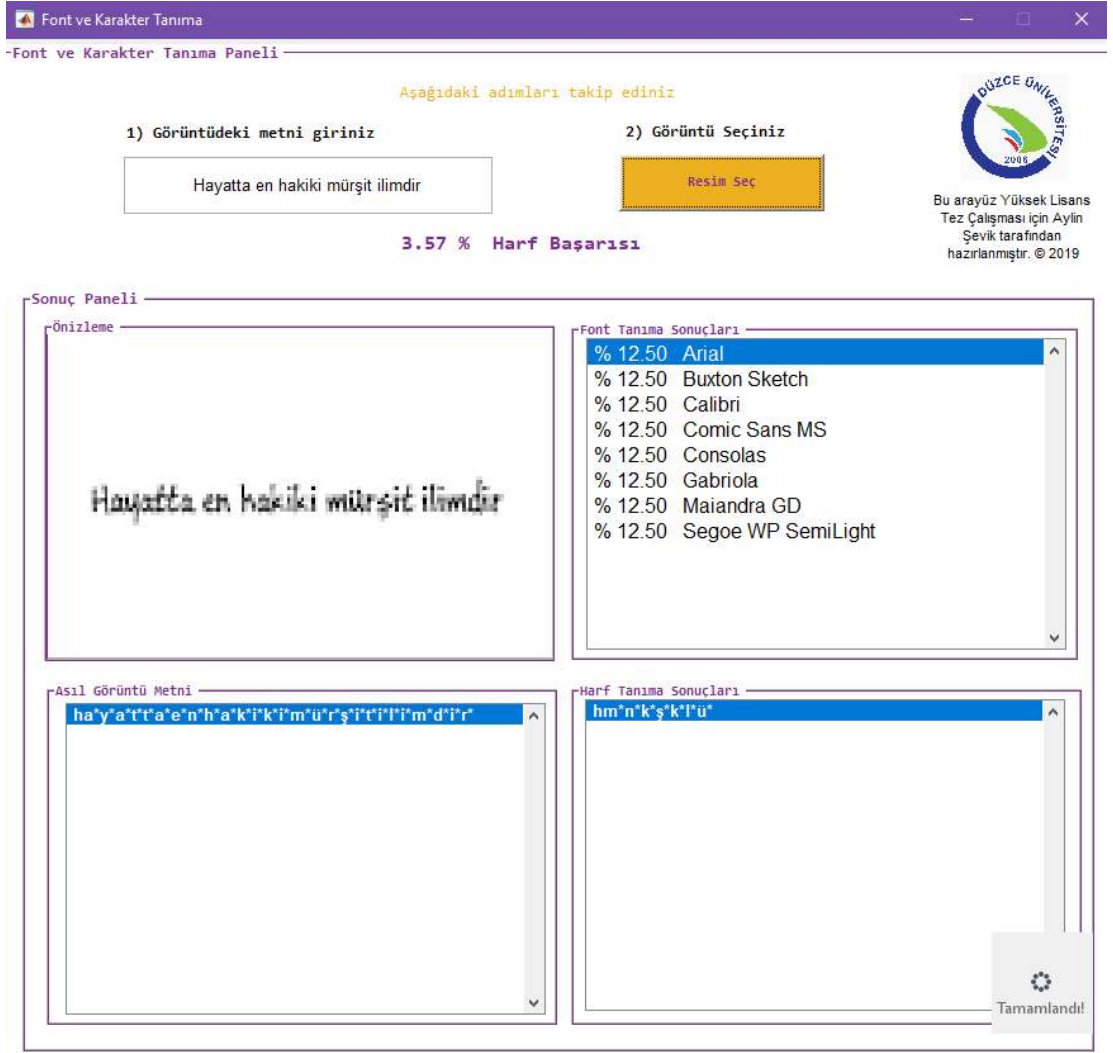


6. EKLER

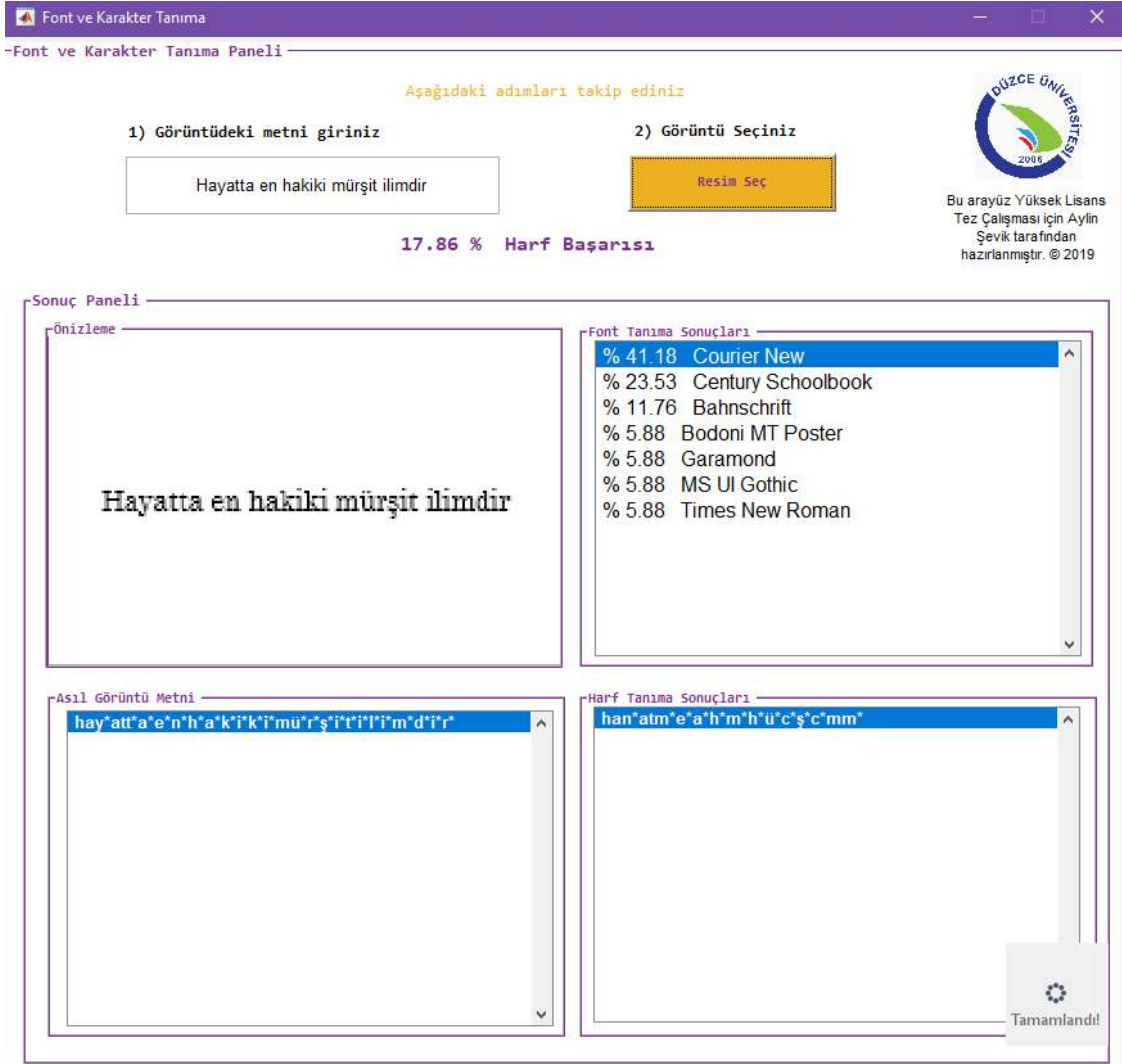
6.1. EK 1: TEK SATIRLI TEST SONUÇLARI



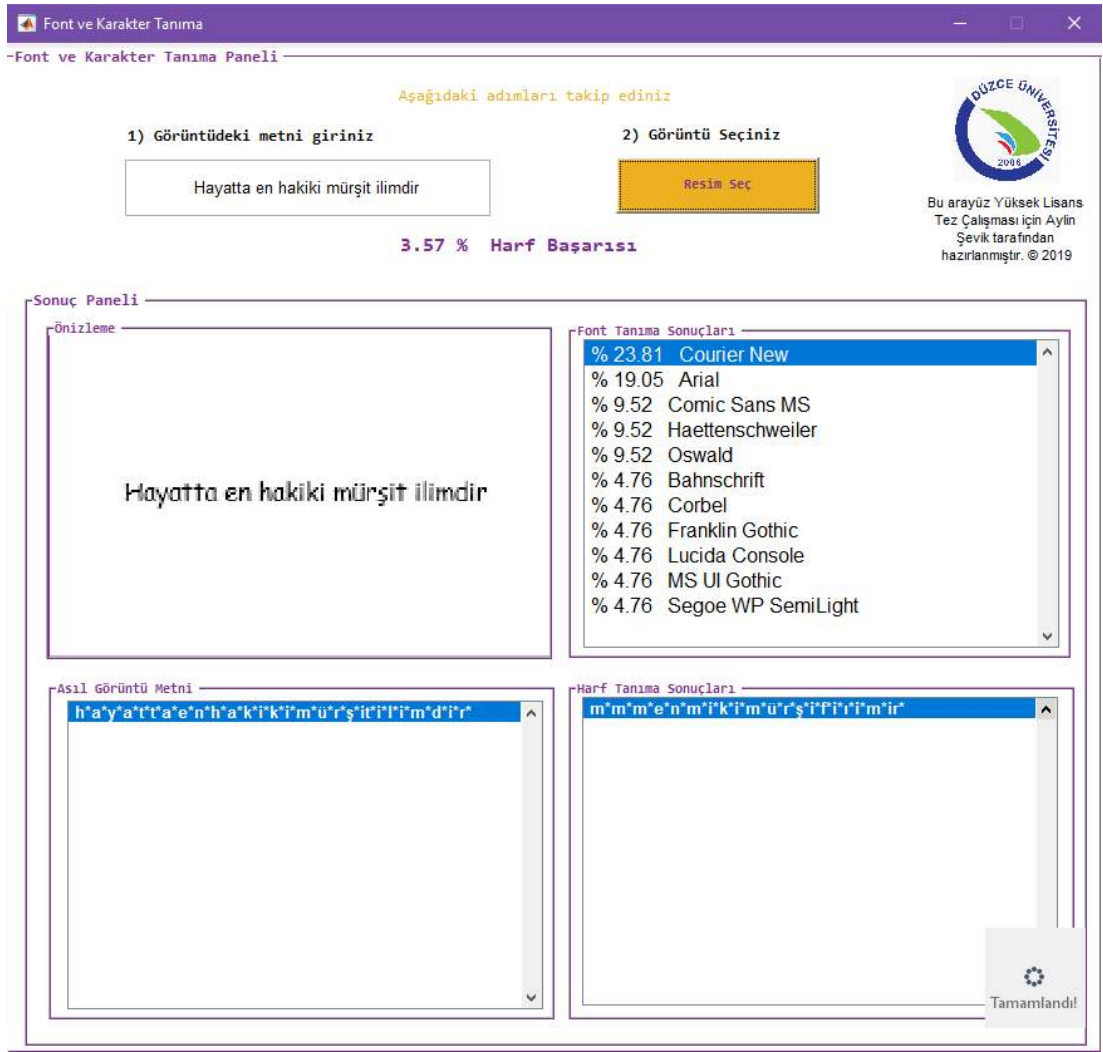
Şekil 6.1. 8 pt Arial test sonucu.



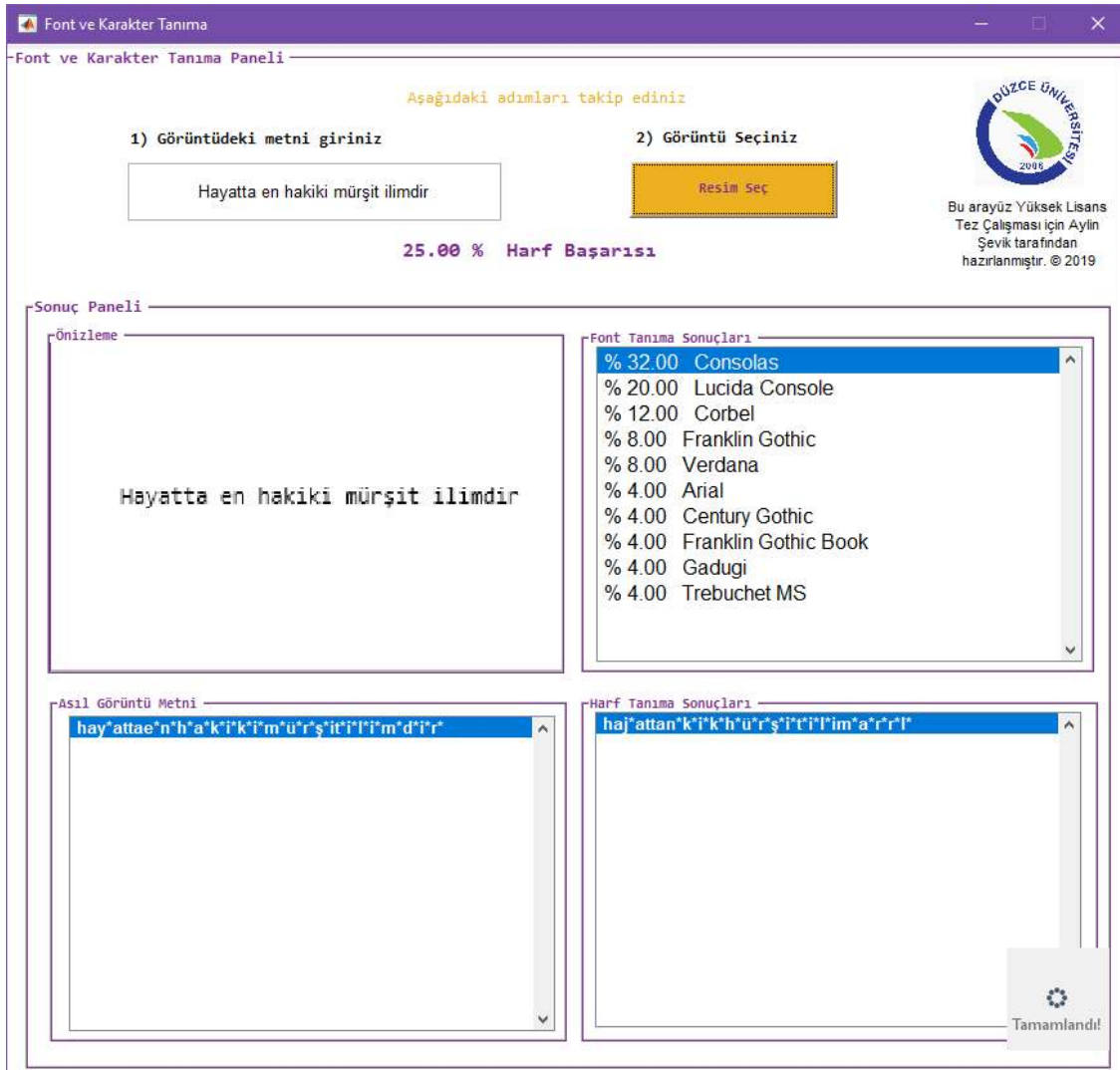
Şekil 6.2. 8 pt Buxton Sketch test sonucu.



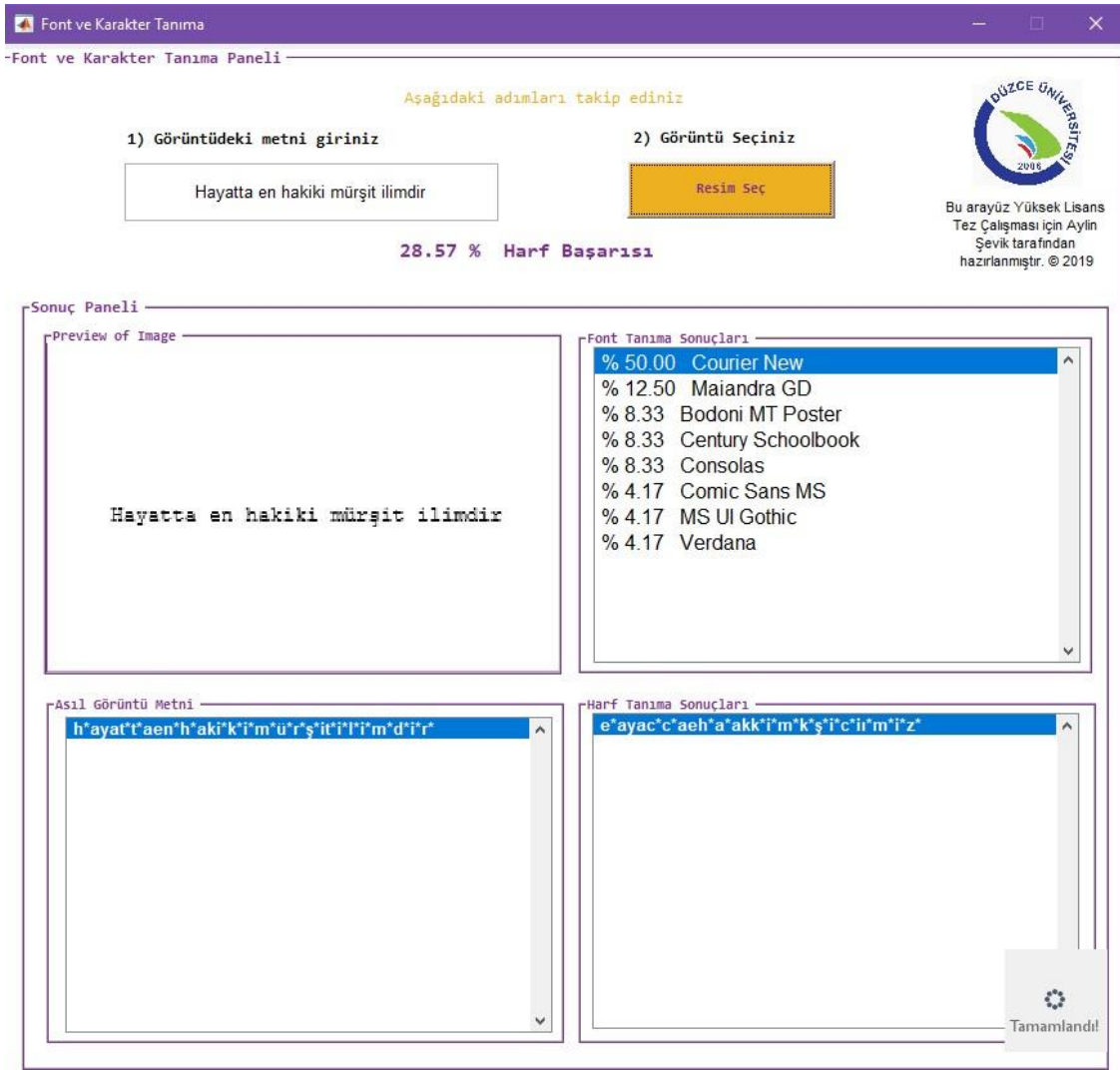
Şekil 6.3. 8 pt Century test sonucu.



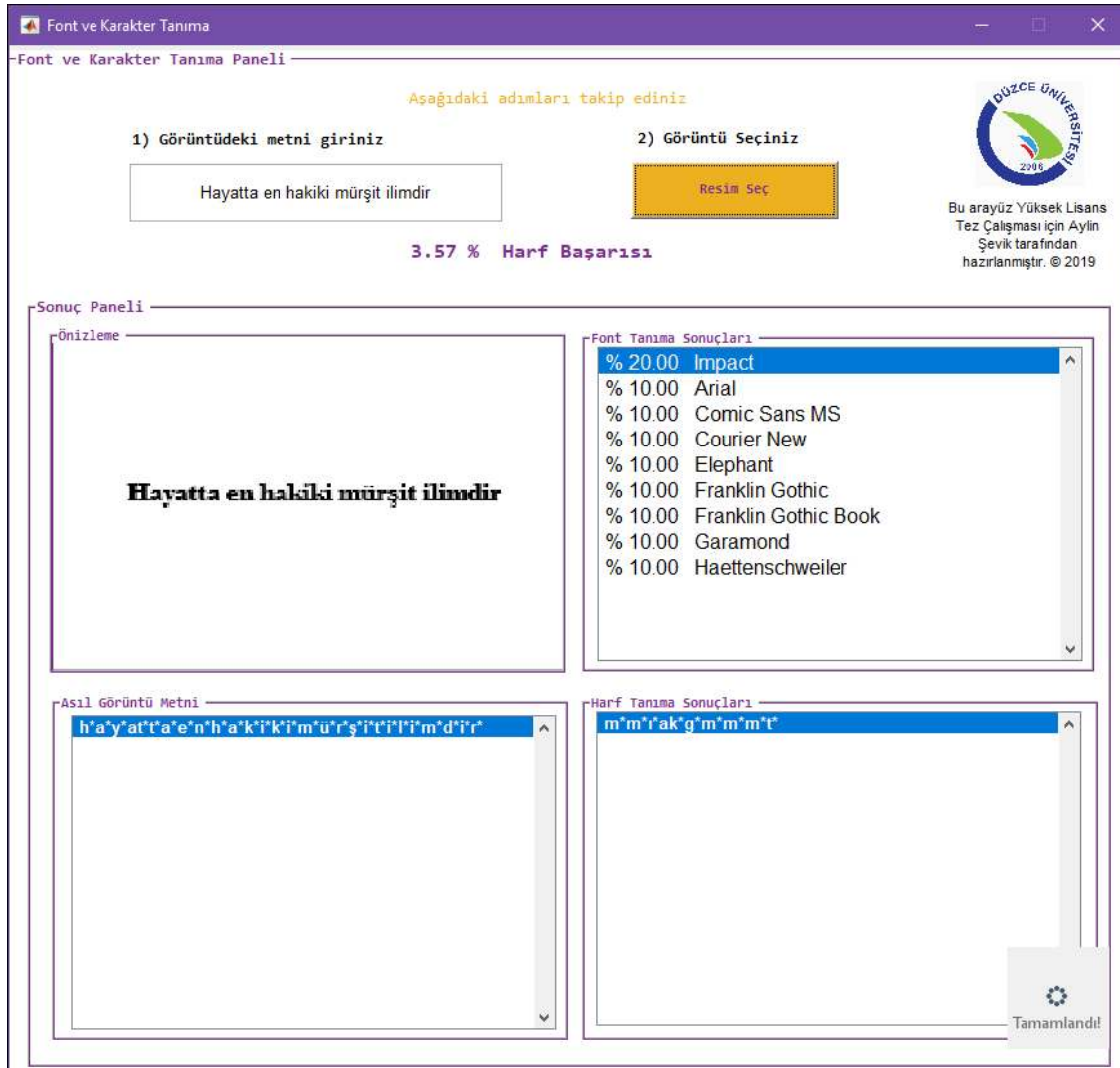
Şekil 6.4. 8 pt Comic Sans MS test sonucu.



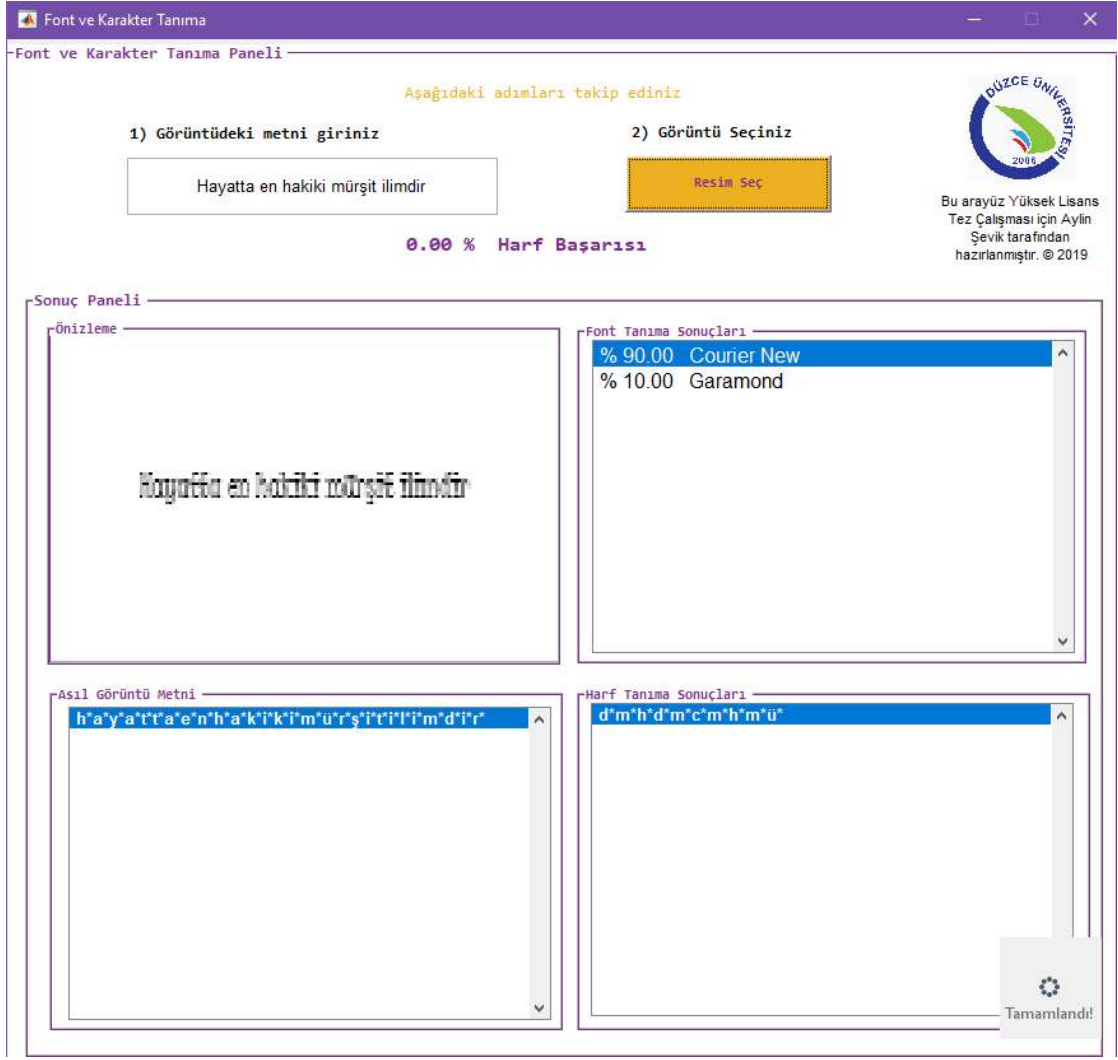
Şekil 6.5. 8 pt Consolas test sonucu.



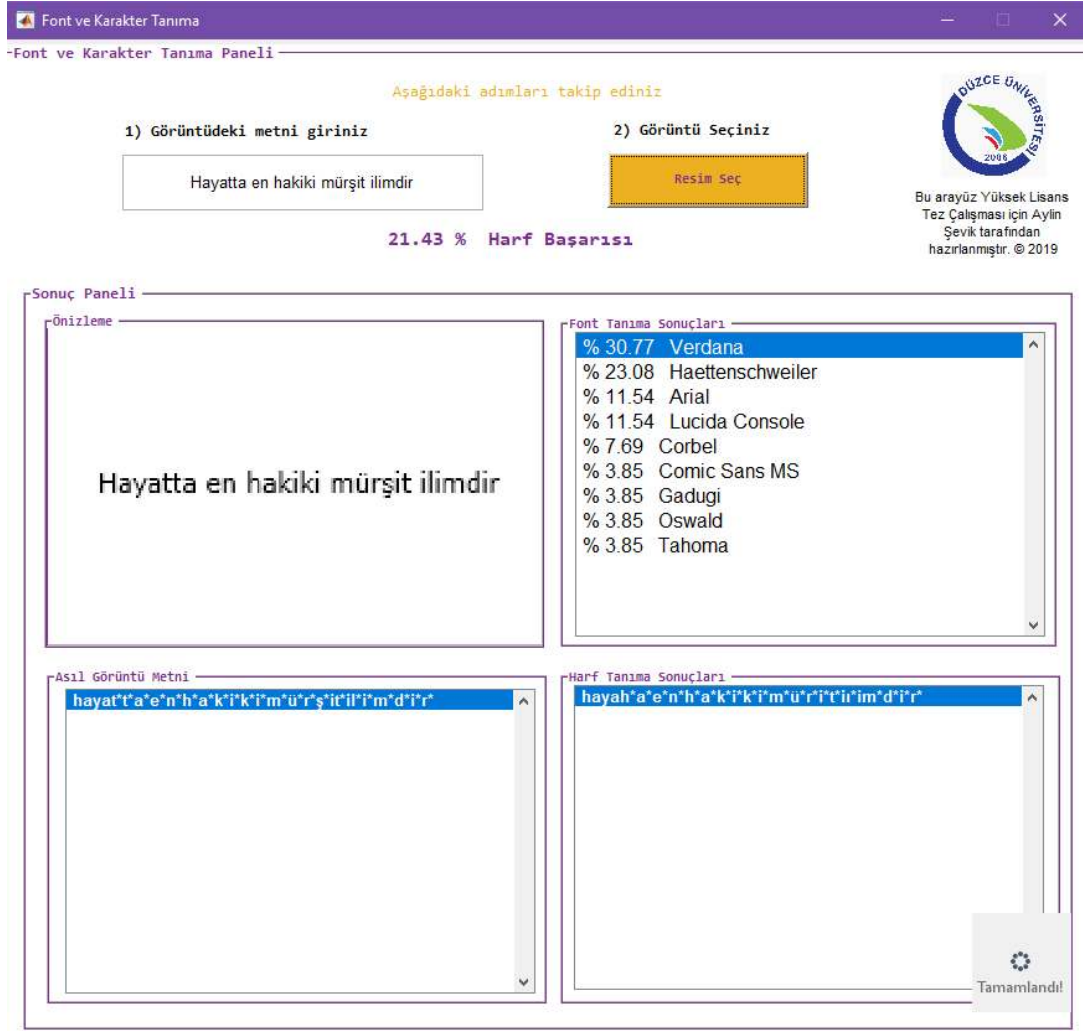
Şekil 6.6. 8 pt Courier New test sonucu.



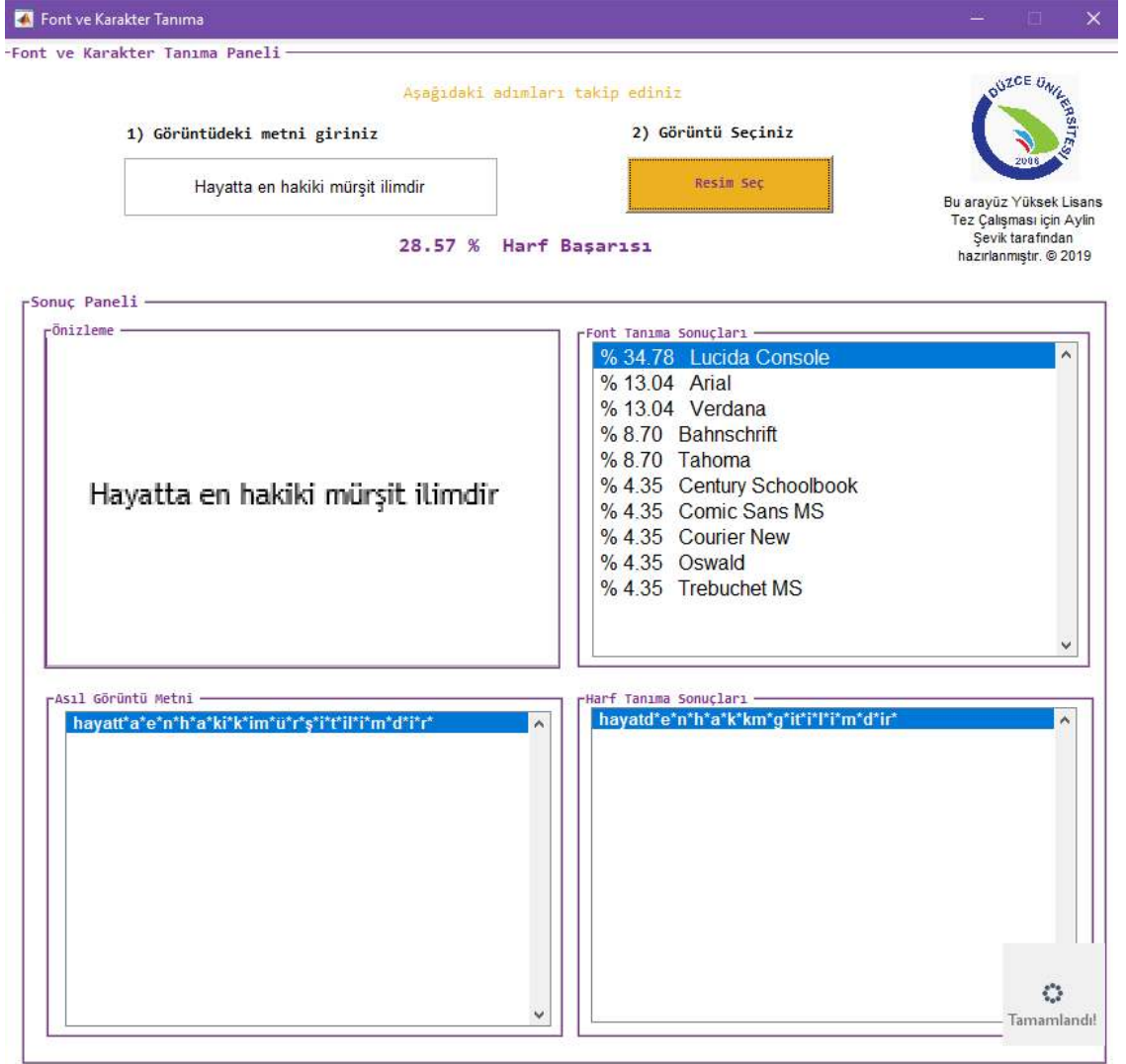
Şekil 6.7. 8 pt Elephant test sonucu.



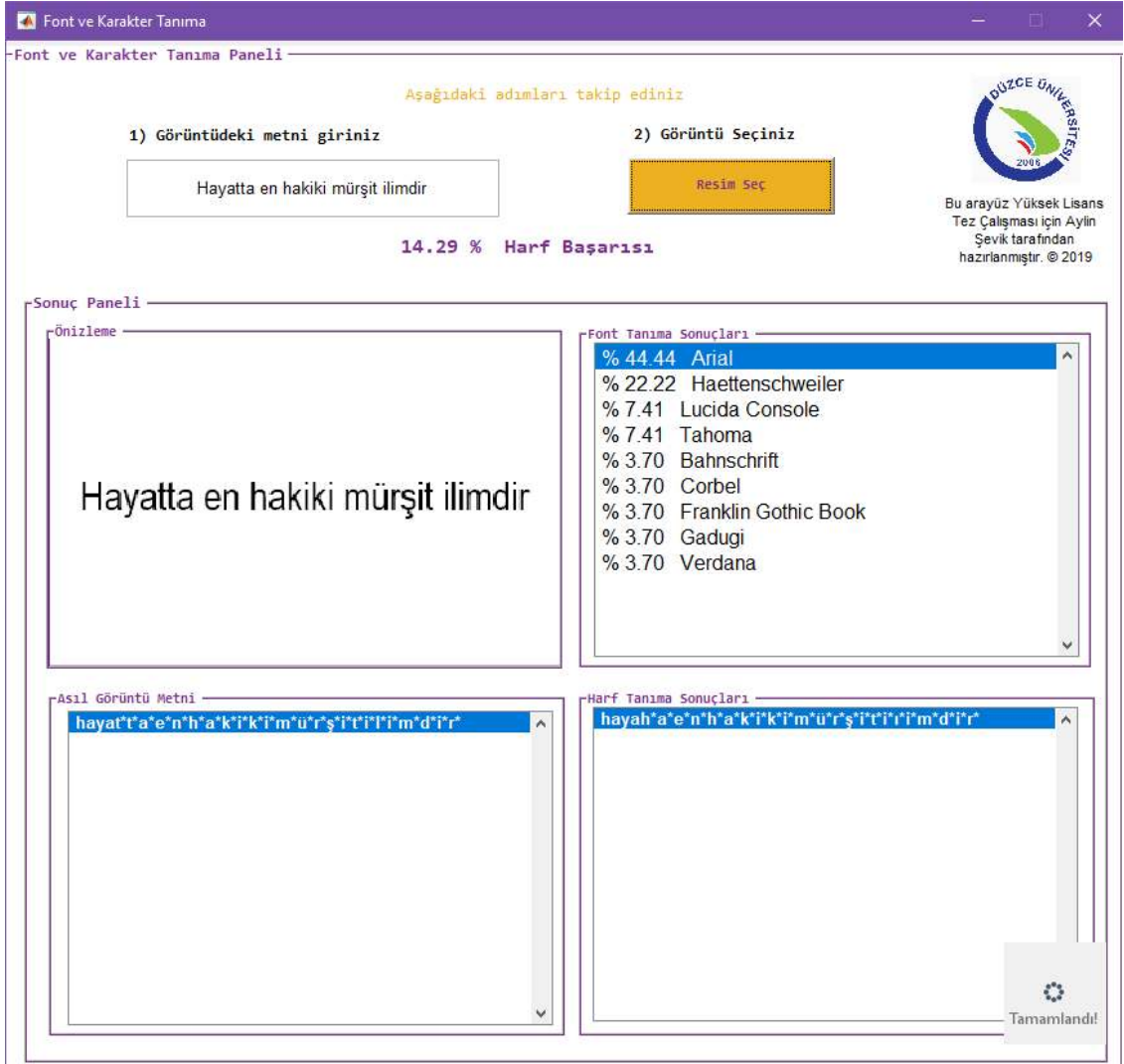
Şekil 6.8. 8 pt Juice ITC test sonucu.



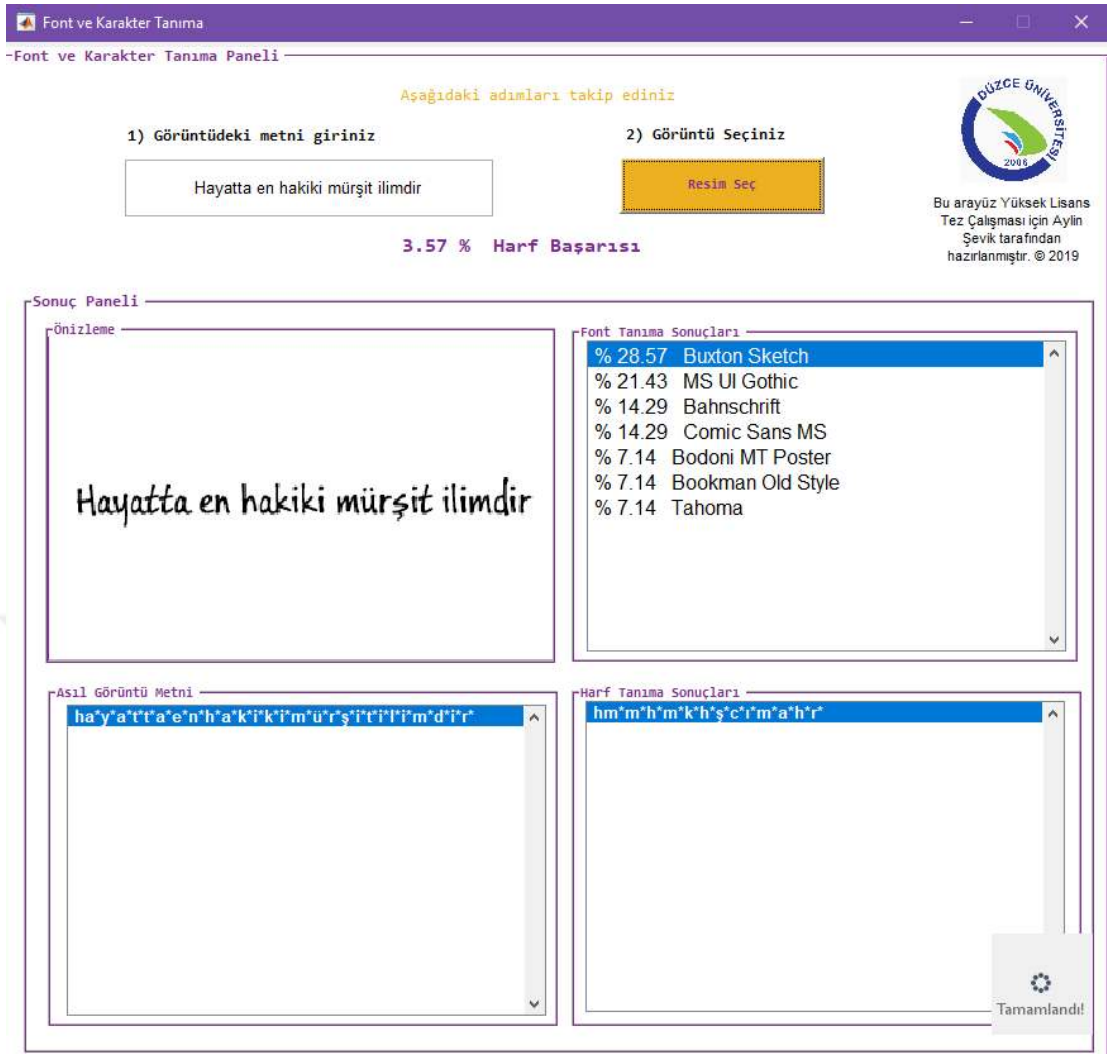
Şekil 6.9. 8 pt Verdana test sonucu.



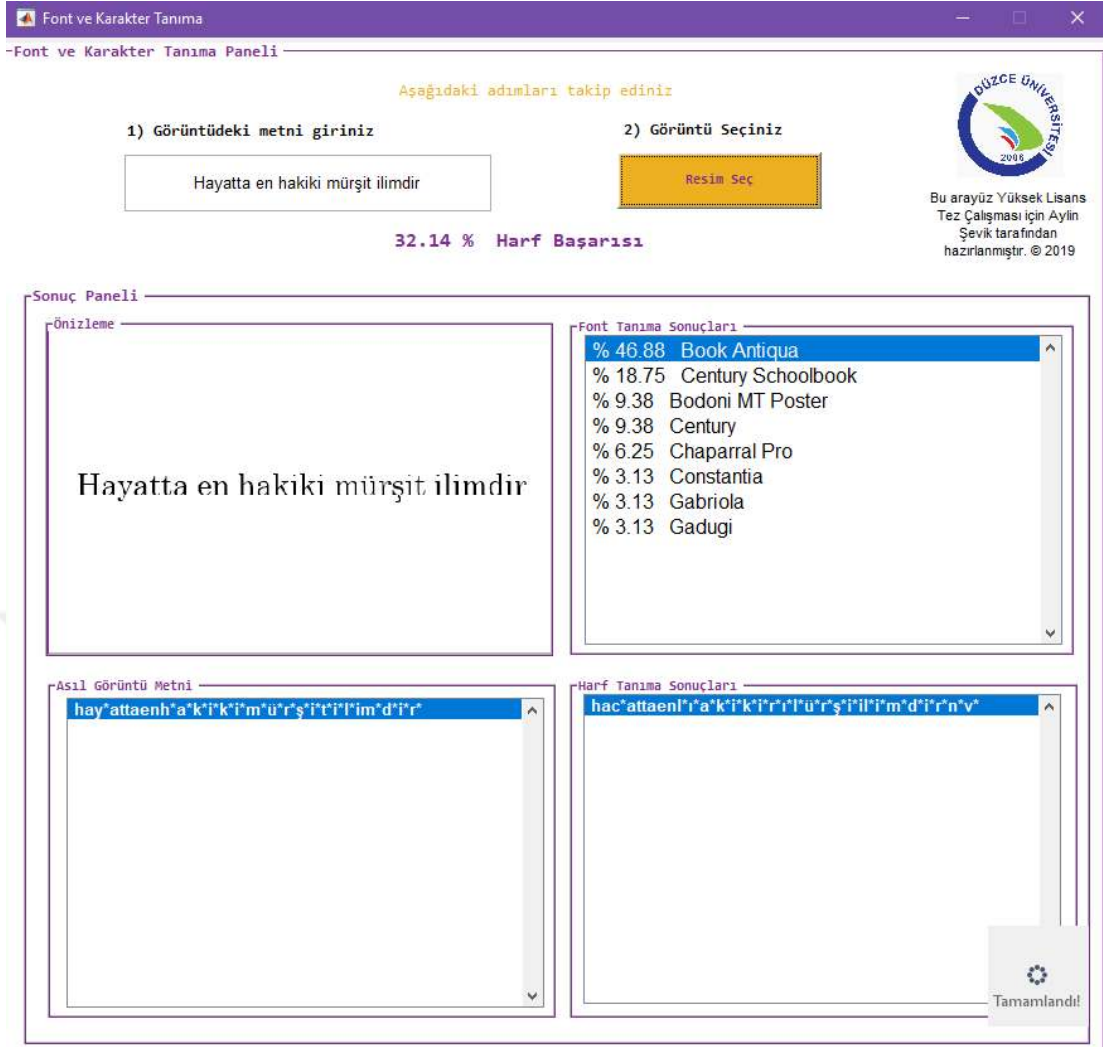
Şekil 6.10. 8 pt Trebuchet MS test sonucu.



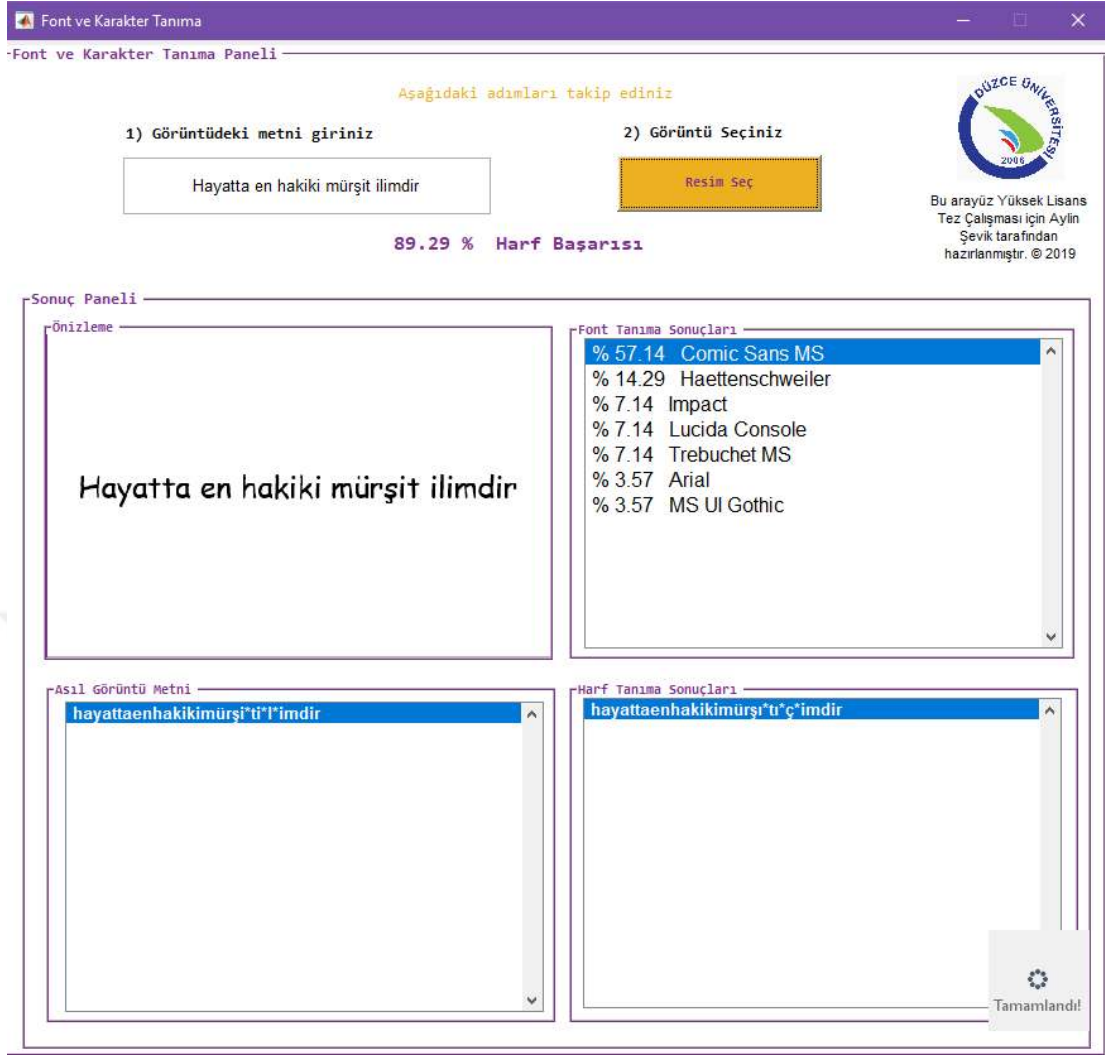
Şekil 6.11. 20 pt Arial test sonucu.



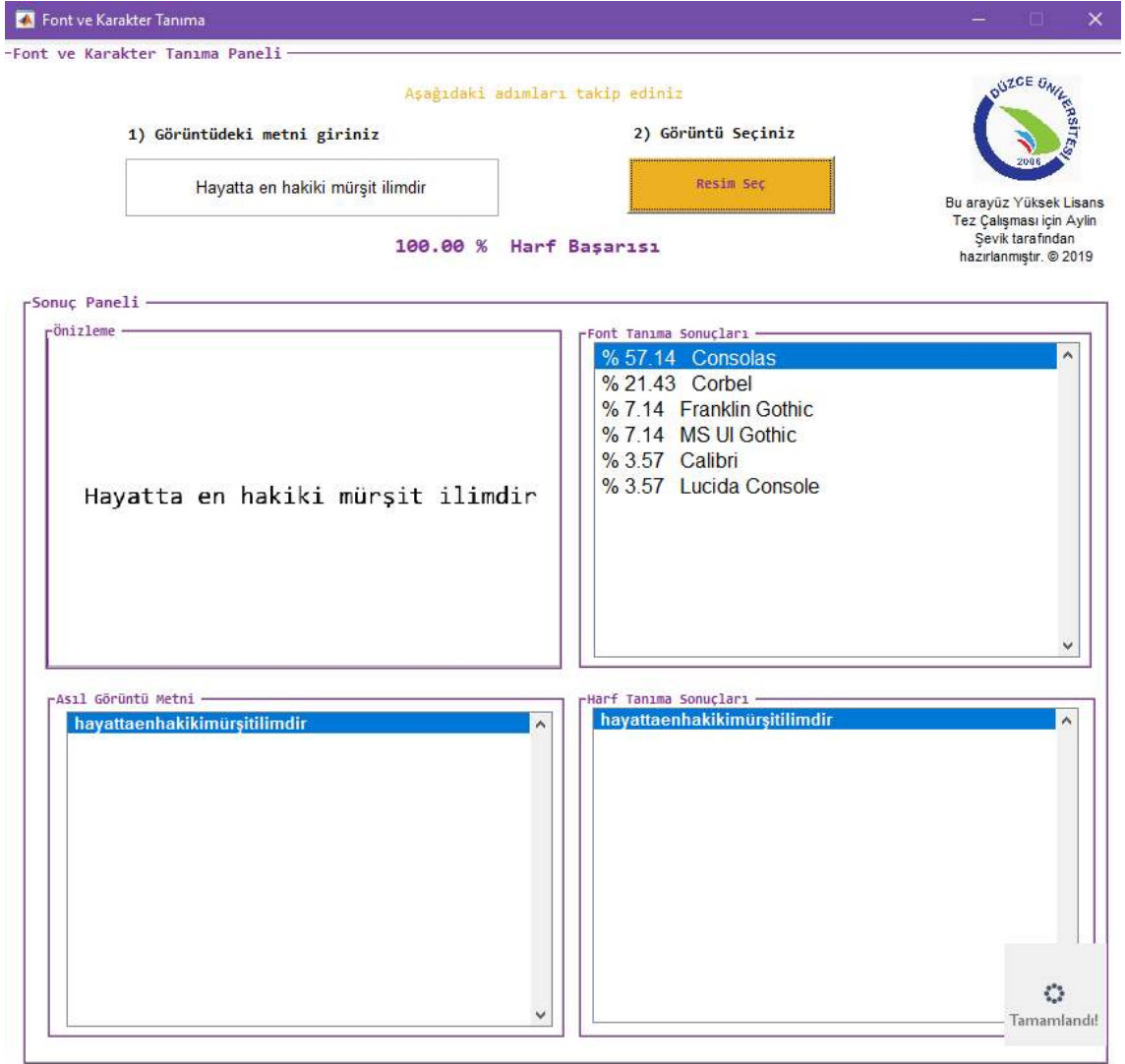
Şekil 6.12. 20 pt Buxton Sketch test sonucu.



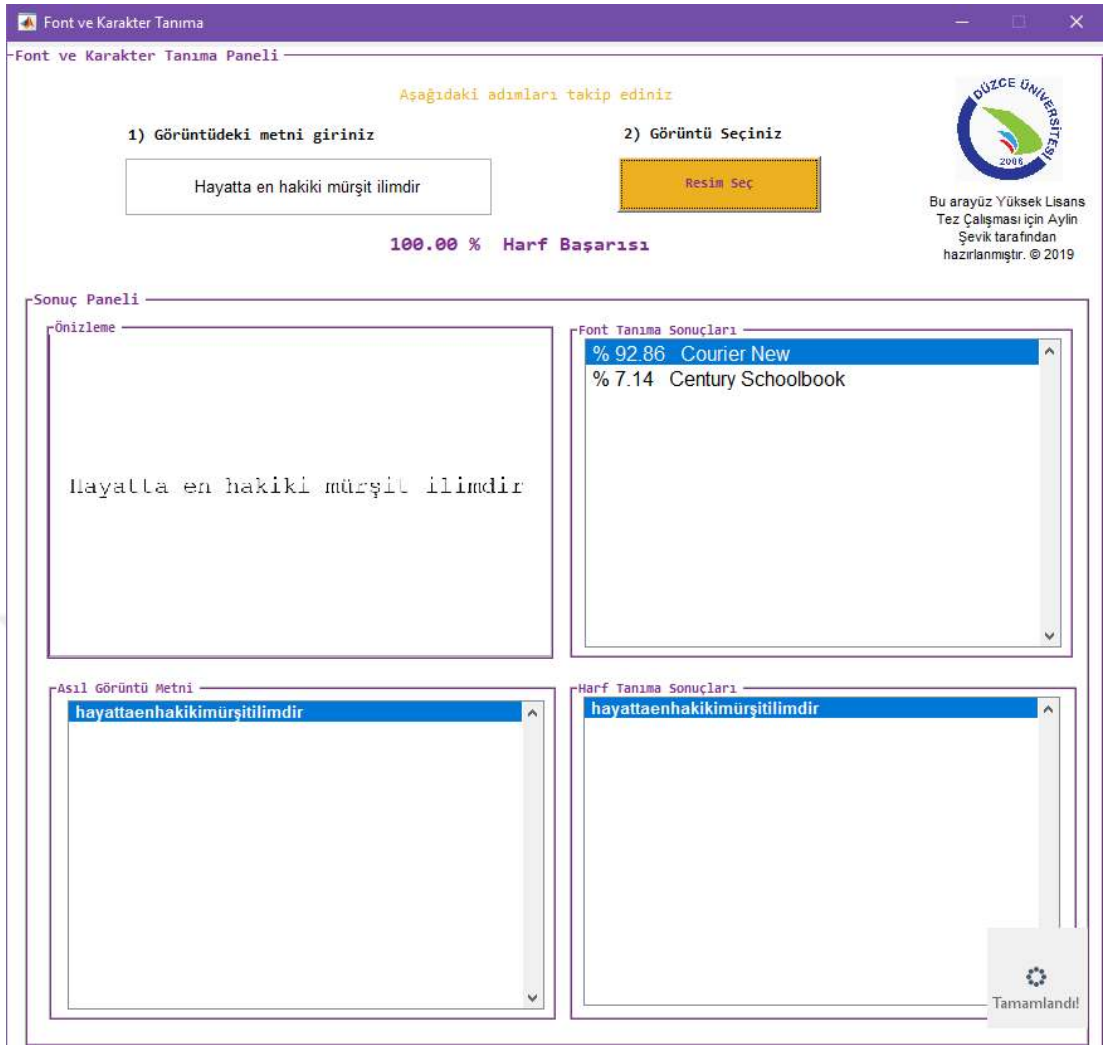
Şekil 6.13. 20 pt Century test sonucu.



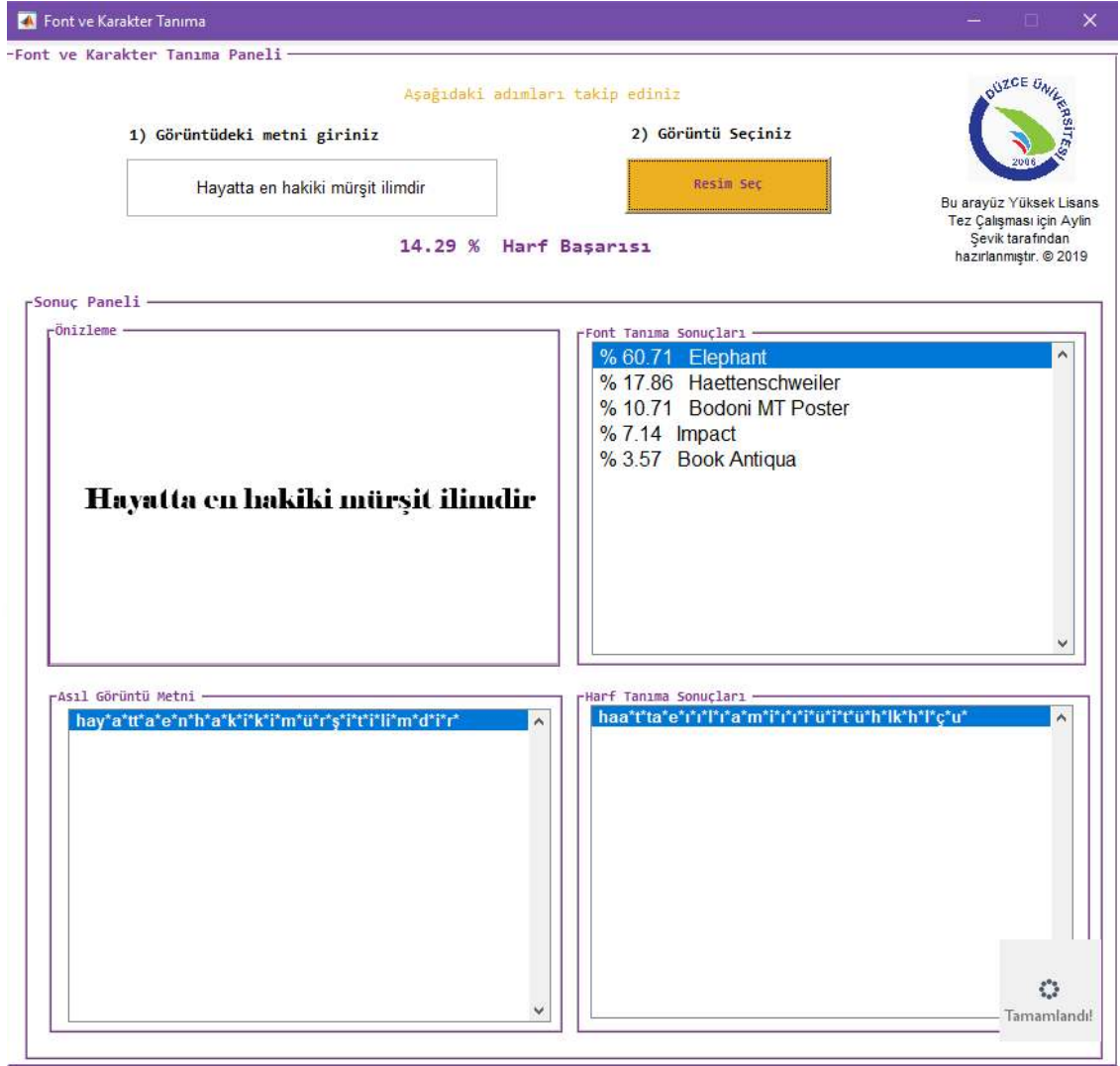
Şekil 6.14. 20 pt Comic Sans MS test sonucu.



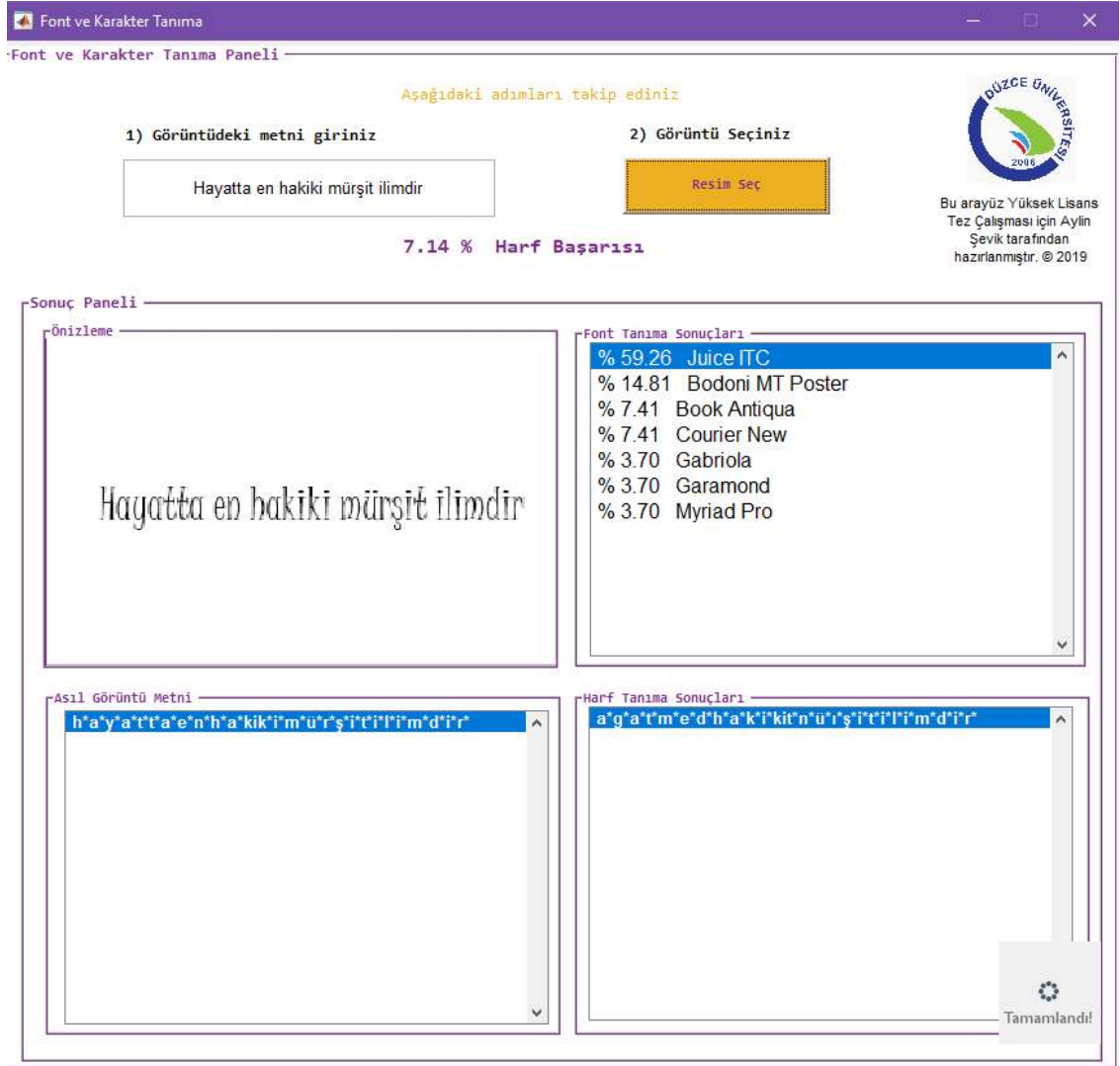
Şekil 6.15. 20 pt Consolas test sonucu.



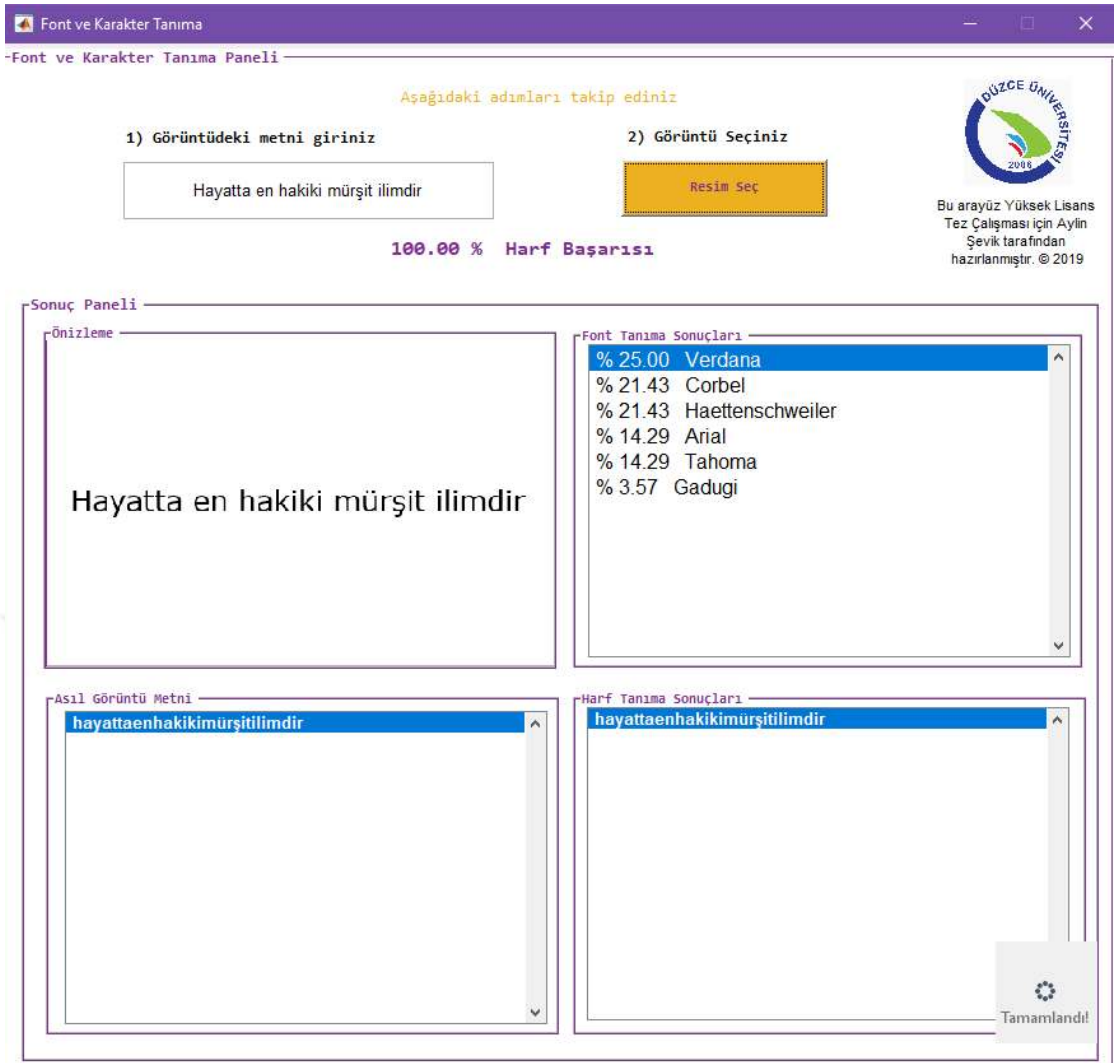
Şekil 6.16. 20 pt Courier New test sonucu.



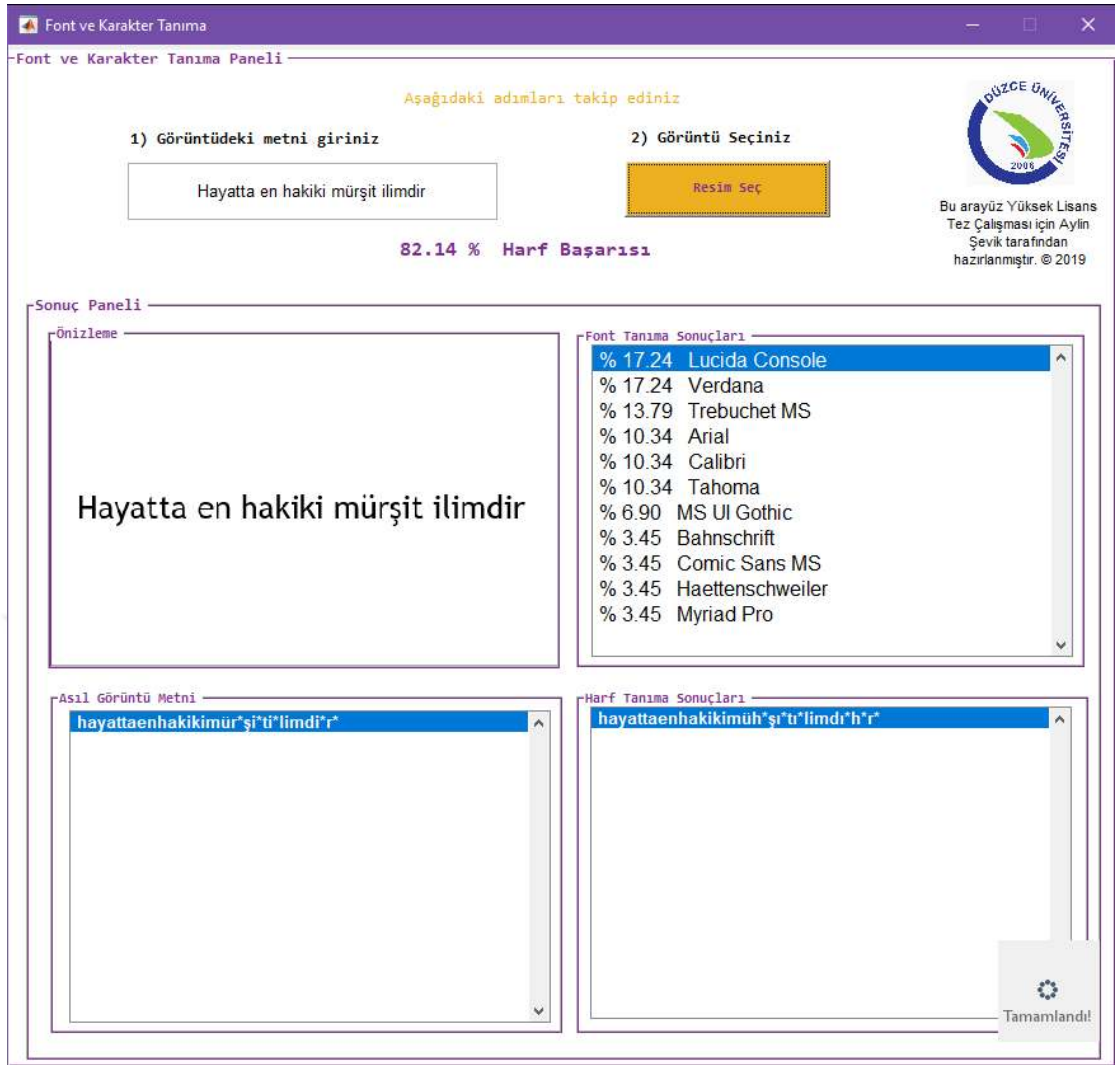
Şekil 6.17. 20 pt Elephant test sonucu.



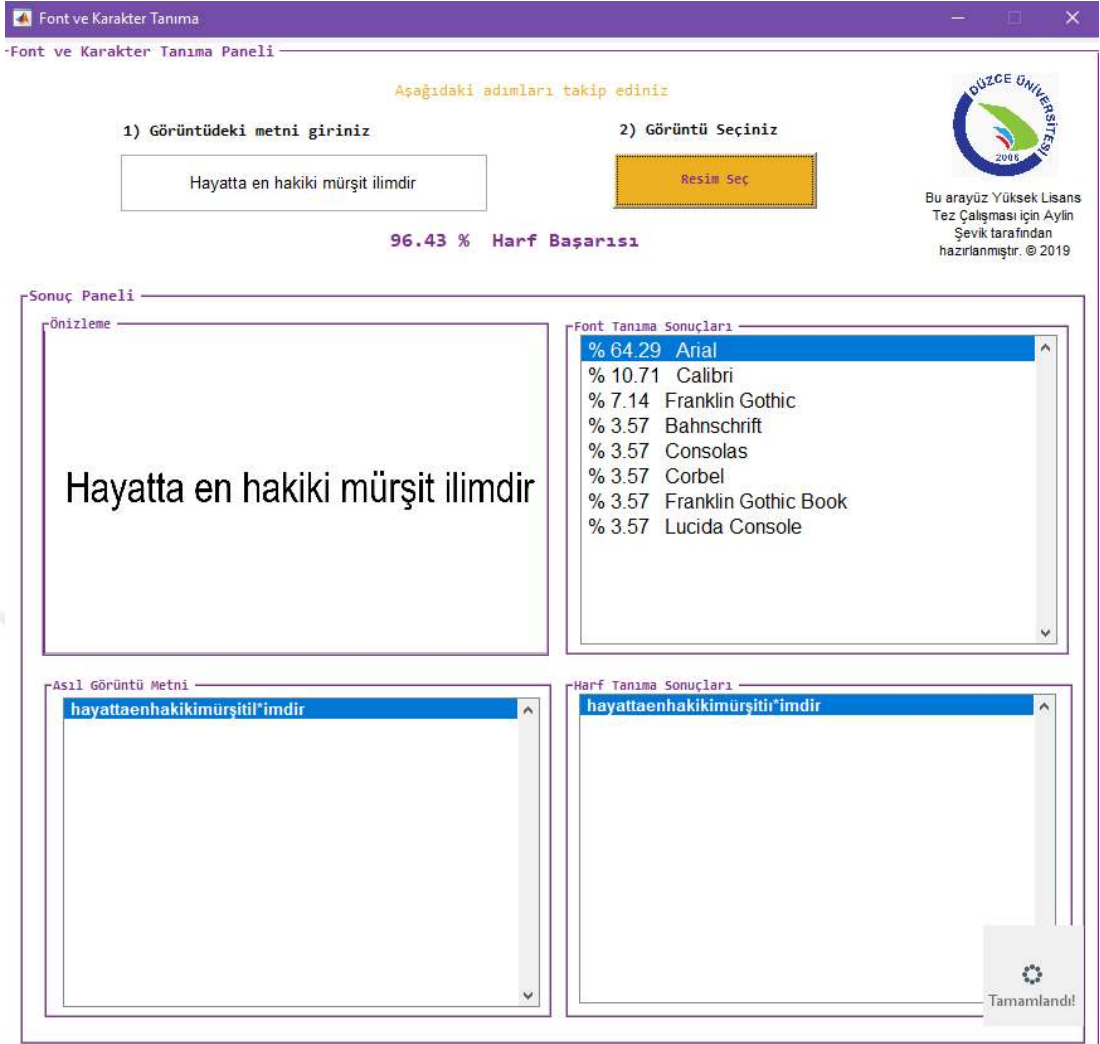
Şekil 6.18. 20 pt Juice ITC test sonucu.



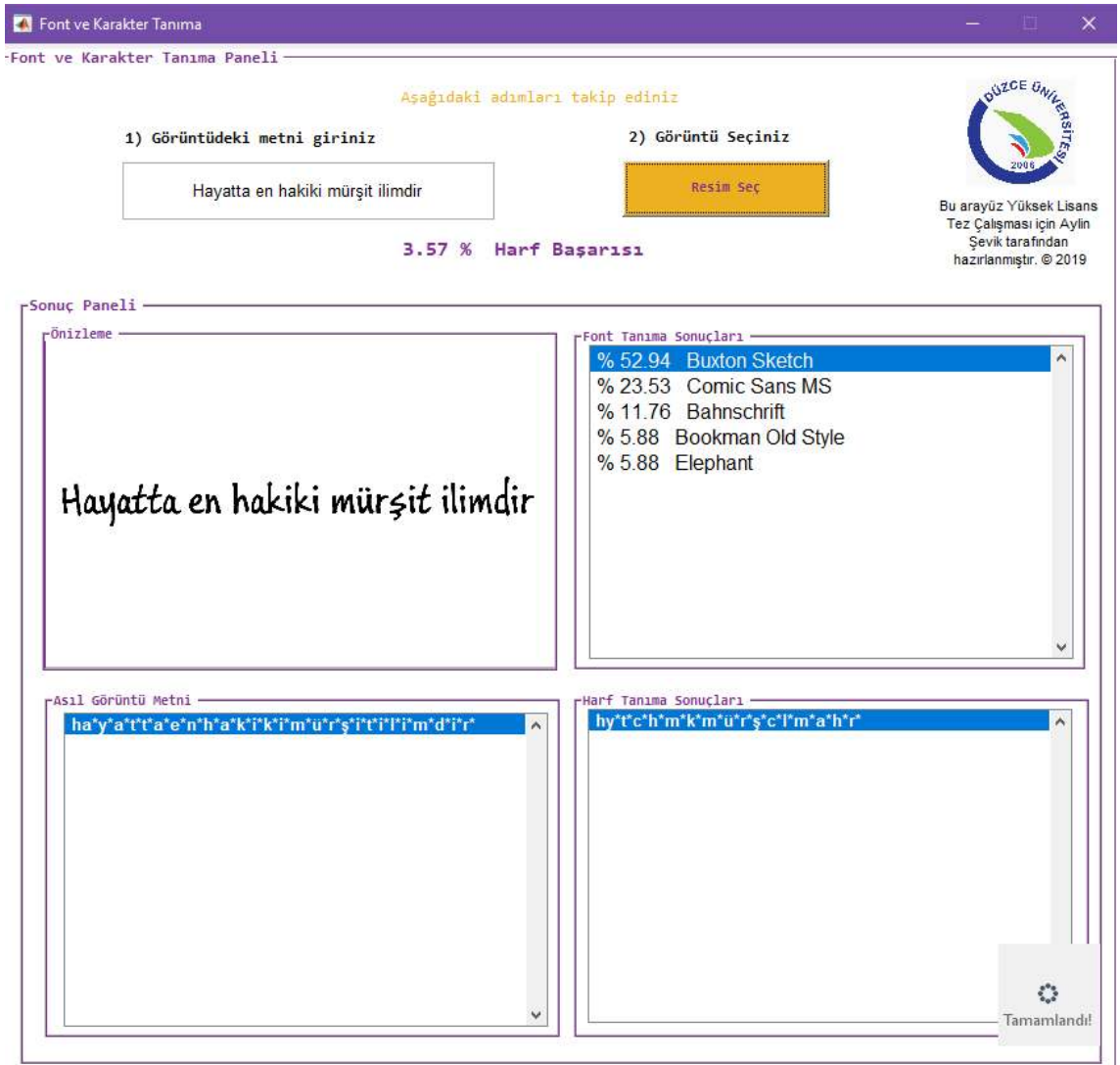
Şekil 6.19. 20 pt Verdana test sonucu.



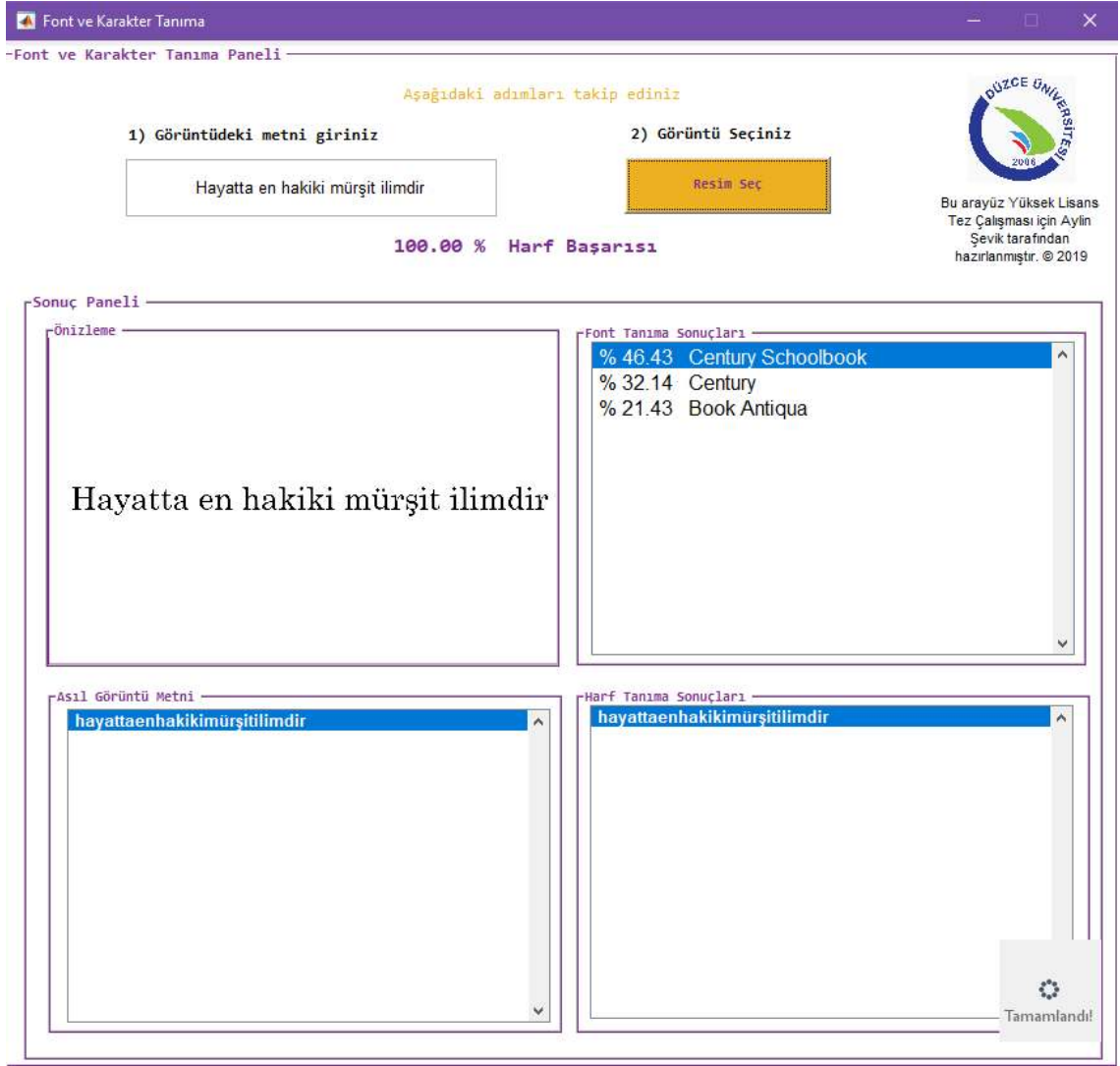
Şekil 6.20. 20 pt Trebuchet MS test sonucu.



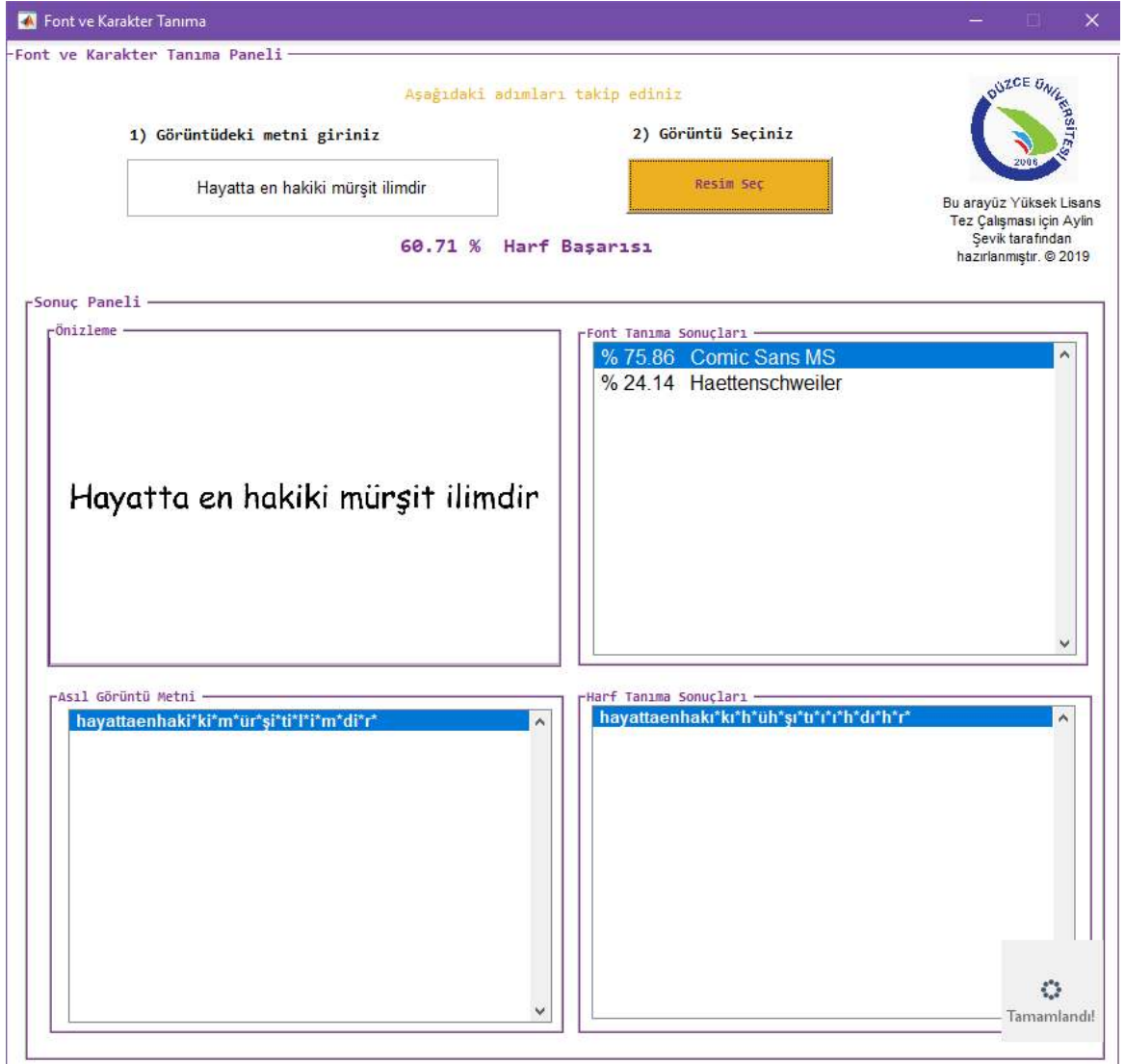
Şekil 6.21. 72 pt Arial test sonucu.



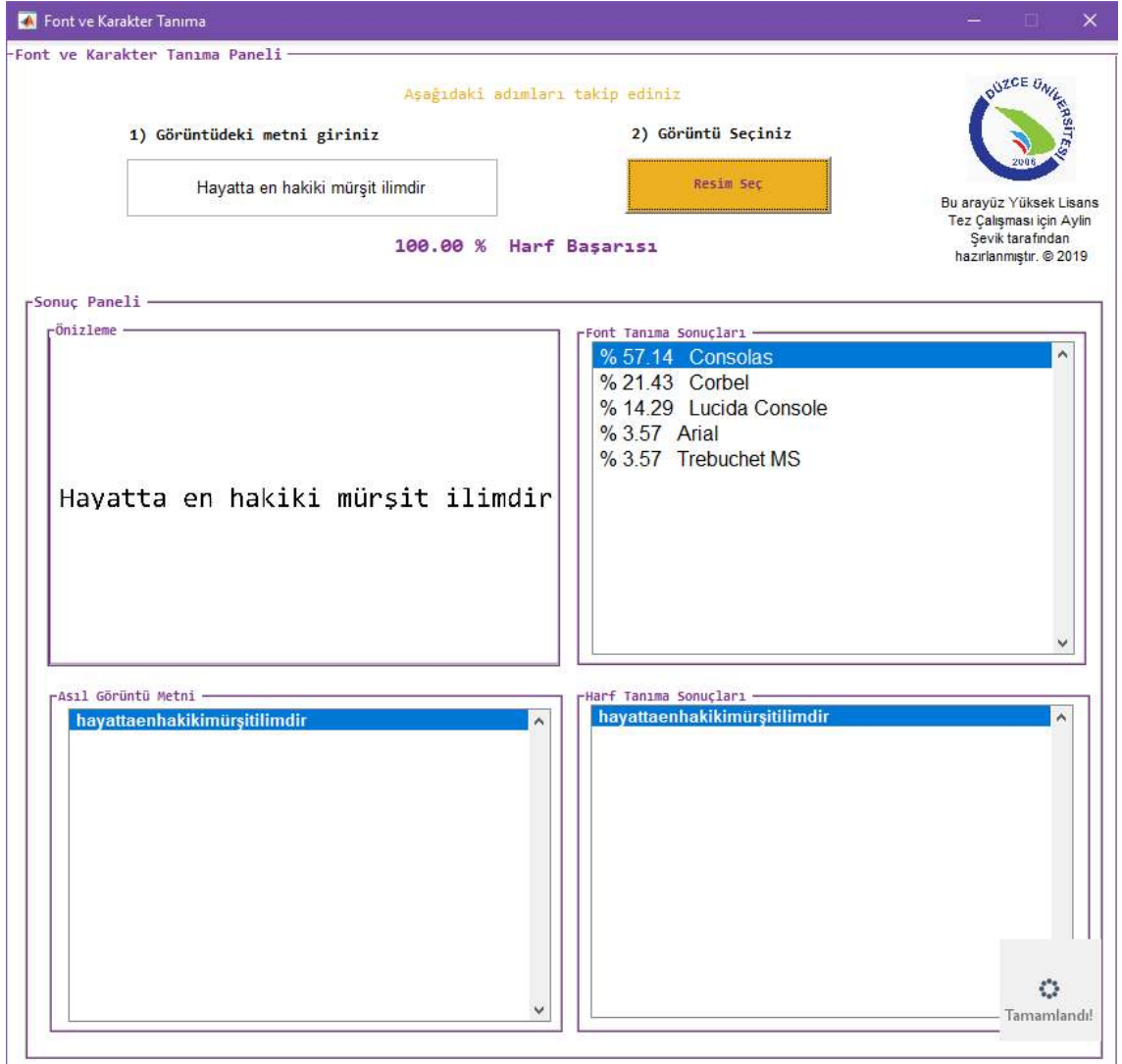
Şekil 6.22. 72 pt Buxton Sketch test sonucu.



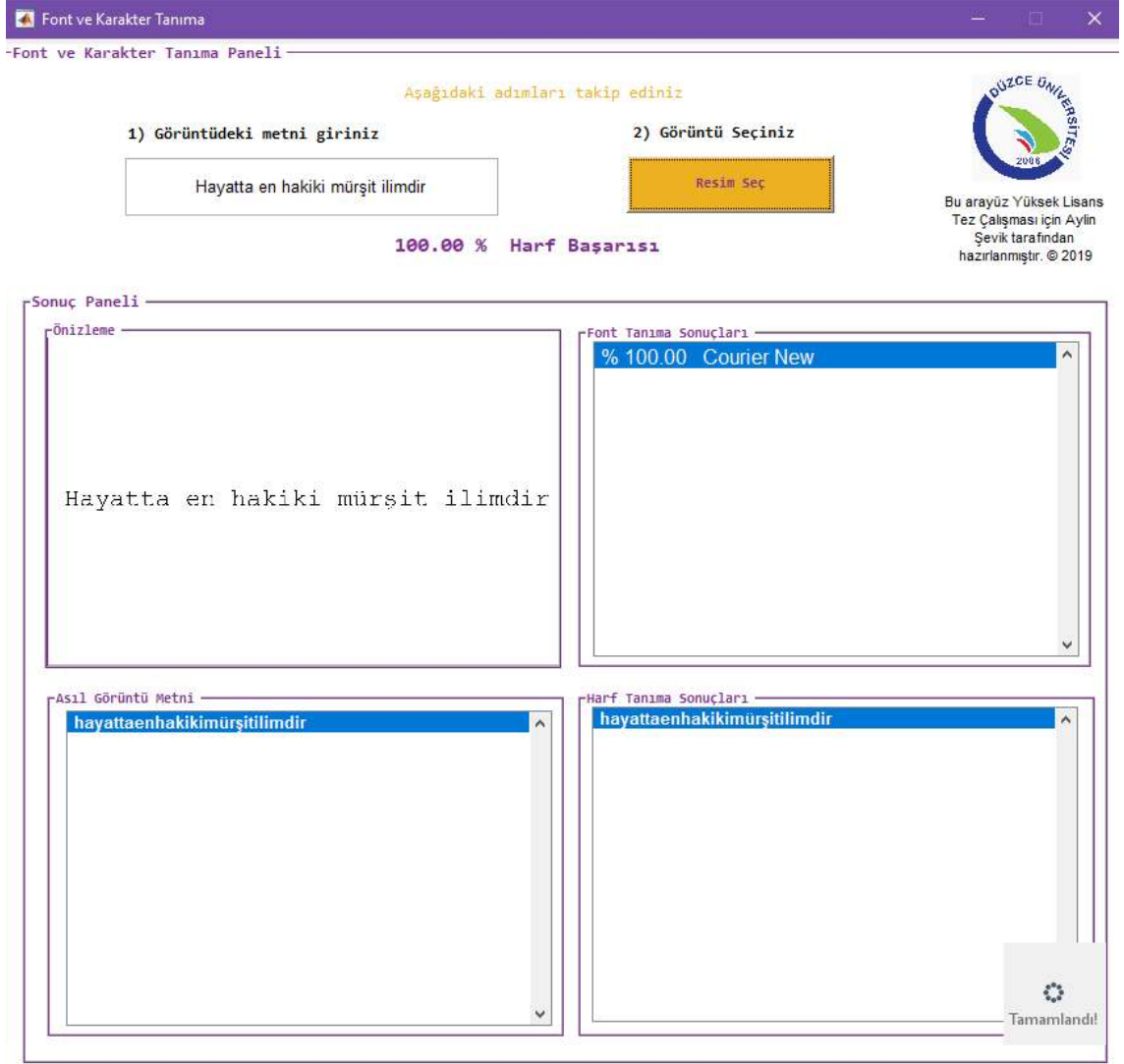
Şekil 6.23. 72 pt Century test sonucu.



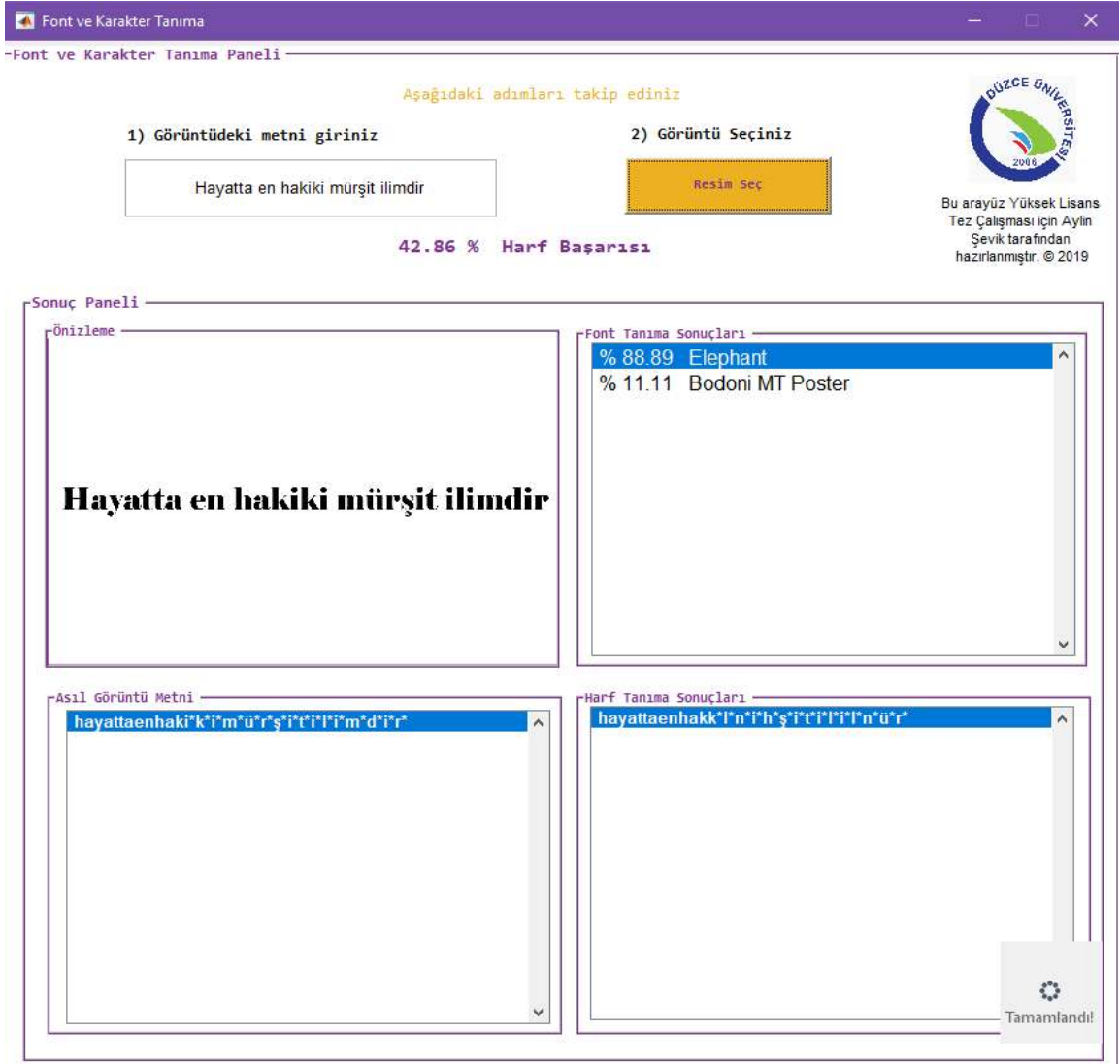
Şekil 6.24. 72 pt Comic Sans MS test sonucu.



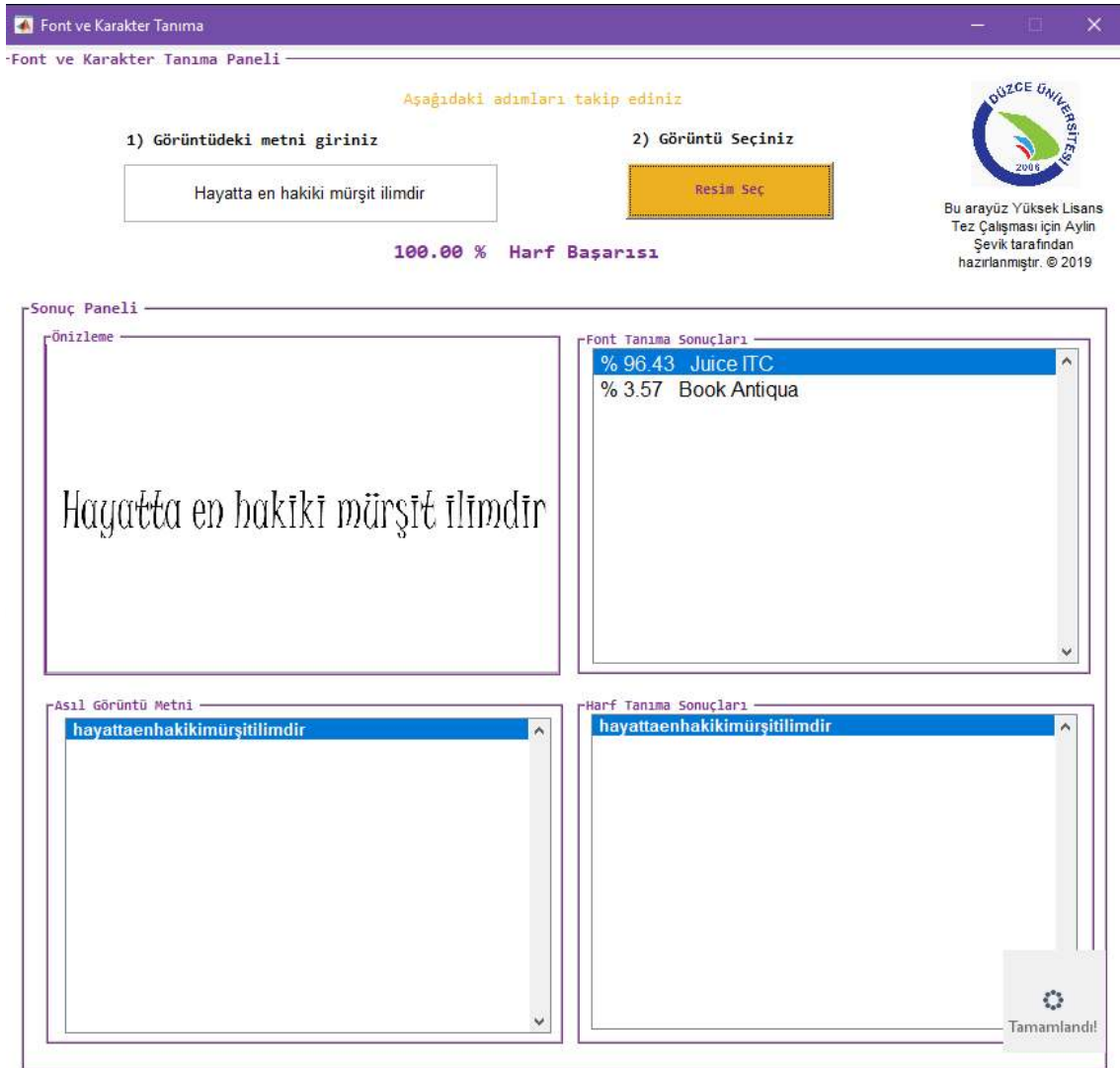
Şekil 6.25. 72 pt Consolas test sonucu.



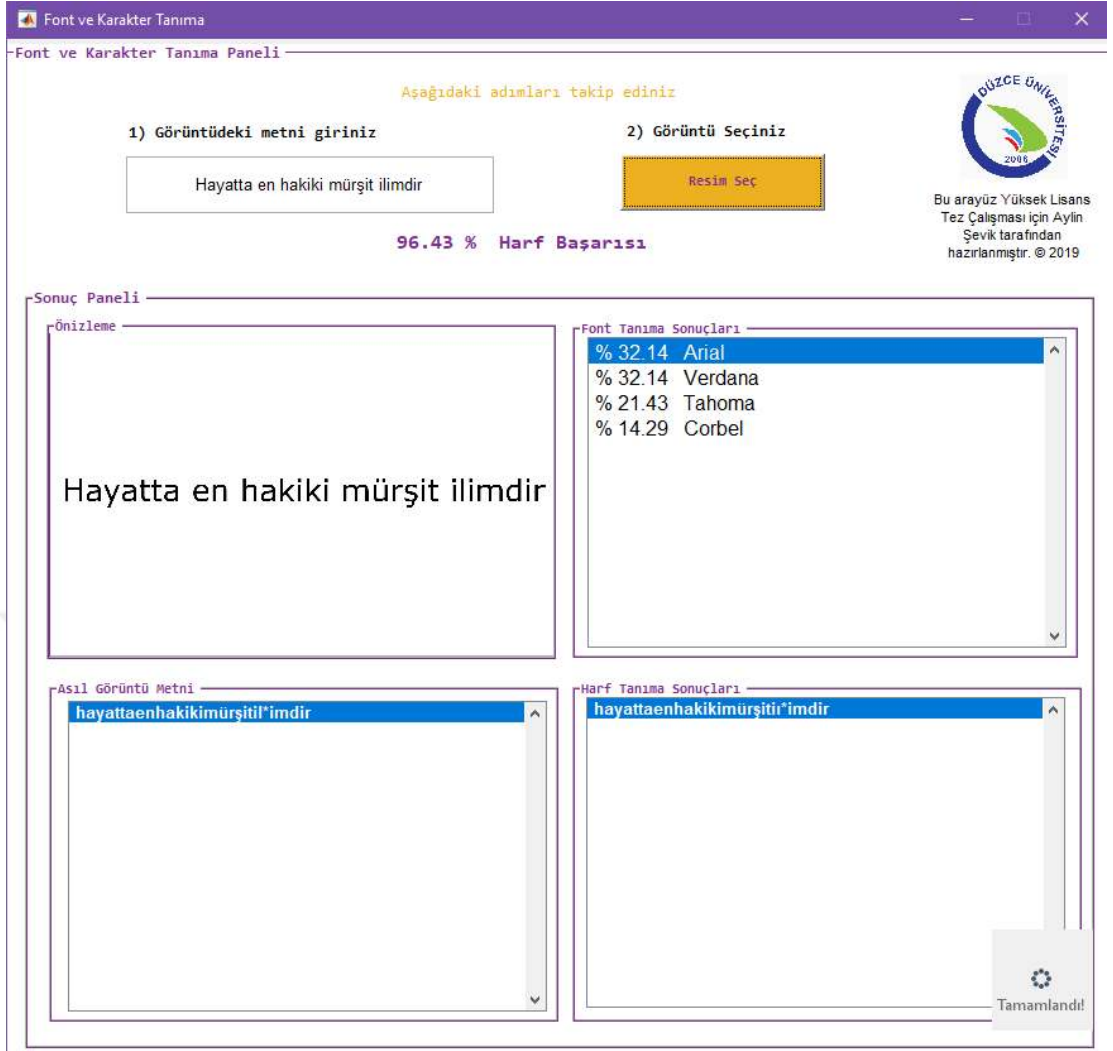
Şekil 6.26. 72 pt Courier New test sonucu.



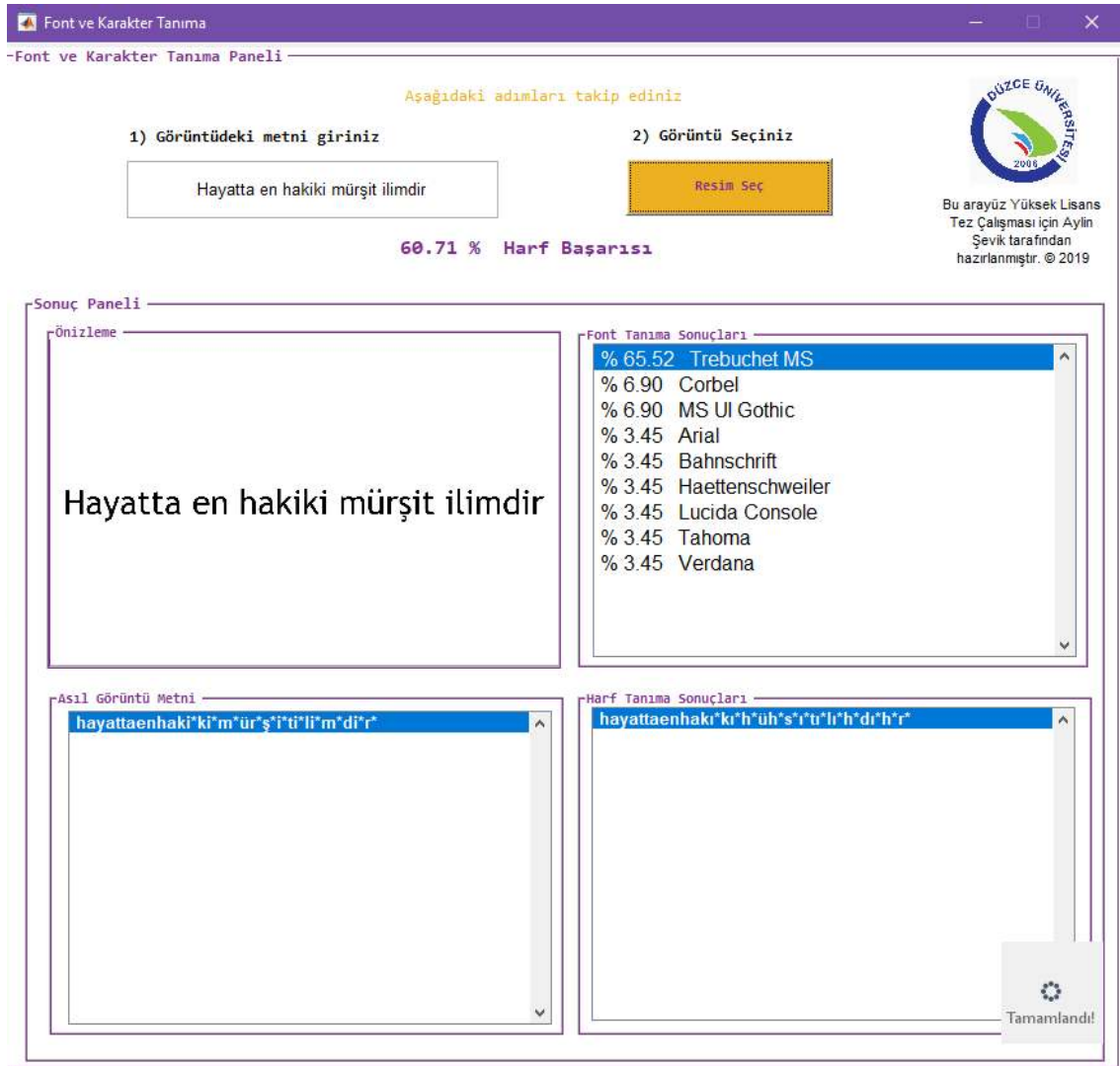
Şekil 6.27. 72 pt Elephant test sonucu.



Şekil 6.28. 72 pt Juice ITC test sonucu.



Şekil 6.29. 72 pt Verdana test sonucu.



Şekil 6.30. 72 pt Trebuchet MS test sonucu.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Aylin ŞEVİK
Doğum Tarihi ve Yeri : 16.05.1994 / BURSA
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : aylin.sevik.ae@gmail.com

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Yüksek Lisans	Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2019
Lisans	Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2017
Lise	Sayısal Bilimler	Nuri Nihat Aslanoba Anadolu Lisesi	2012

YAYINLAR

1. A. Sevik, P. Erdogmus and E. Yalcin, "Font and turkish letter recognition in images with deep learning," *IBIGDELFT*, ANKARA, Turkey, 2018, ss. 61-64.