

Sınır Eğrisi ve İskelet Özellikleri ile El Yazısı Rakam Tanıma

Hasan Hüseyin ÇELİK^{1*} İhsan GÖK²

Öz

Bu çalışmada el yazısı rakam tanıma ile ilgili bir uygulama tanıtılmaktadır. El yazısı rakamların tanınması amacıyla kullanılan öznitelik verileri, rakam şeklinin sınır eğrisi ve iskelet yapısından çıkarılmaktadır. Bu iki öznitelik seti, rakamlara ait biçimsel özellikleri tanıma için tamamlayıcı özellikler göstermektedir. El yazısı rakam görselleri öncelikle arka zeminde ayrıştırılarak siyah-beyaz ikili görüntüye dönüştürülmüş ve izleyen aşamada normalizasyon işlemi ile 40x40 boyutlarında görüntü matris verileri elde edilmiştir. Bu matris verileri temel alınarak el yazısı karakterin sınır eğrisi ve iskelet formları oluşturulmuştur. Çalışmada 300 adet el yazısı rakam örnekleri kullanılmıştır. Sınır eğrisi ve iskelet formlarından çıkarılan farklı öznitelikler kullanılarak bir veri seti üretilmiştir. Elde edilen veri seti ile eğitilen bir Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanılarak el yazısı rakamların sınıflandırılması sağlanmıştır. Sınırlı sayıda örnek kullanımı ile birlikte tanıma başarısı %96.7 olarak elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: El yazısı rakam tanıma, Şekil sınır eğrisi, Şekil iskeleti, Yapay sinir ağı.

Handwritten Digit Recognition with Boundary Curve and Skeleton Features

Abstract

In this study, an application related to handwritten digit recognition is introduced. The feature data used for the recognition of handwritten digits are extracted from the boundary curve and skeletal structure of the digit shape. These two feature sets show complementary properties in recognizing the formal features of digits. First, handwritten digit images are parsed in the background and converted into black-white binary images, and in the following stage, 40x40 image matrix data are obtained by normalization process. Based on these matrix data, the boundary curve and skeletal forms of the handwritten character are created. 300 handwritten digit samples are used in the study. A data set is produced by using different features extracted from the boundary curve and skeletal forms. The classification of handwritten digits is provided by using an Artificial Neural Network (ANN) trained with the obtained data set. With the use of a limited number of samples, the recognition success is 96.7%.

Keywords: Handwritten digit recognition, Shape boundary curve, Shape skeleton, Artificial neural network.

¹Marmara Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, İstanbul, Türkiye, hcelik@marmara.edu.tr

²Okan Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İstanbul, Türkiye, ihsan.gok@okan.edu.tr

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author

1. Giriş

El yazısı karakter tanıma, görüntü işlemenin güncel bir çalışma alanını oluşturmaktadır. Çok sayıda el yazısı metinlerin otomatik dönüştürülerek bilgisayar ortamına kaydedilmesi önemli bir fayda sağlar. Bu alandaki temel zorluk, kişilere bağlı olarak yüksek sayıda yazma biçimlerinin bulunmasıdır. Bu nedenle aynı sınıfa ait karakter örnekleri arasında büyük farklılıklar ortaya çıkmaktadır. Farklı yazma biçimleri ile değişmeyen bir öznitelik bulunmamaktadır. El yazısı karakter tanıma yönteminin temel gereksinimleri, yazan kişiden bağımsızlık, karakter ölçek ve konumundan bağımsızlık, yüksek tanıma ve reddetme oranları olarak özetlenebilir. El yazısı karakter tanıma işleyiş açısından çevrim içi ve çevrim dışı olmak üzere iki ana sınıfa ayrılabilir. Gerçek zamanlı çalışan çevrim içi uygulamalarda yazma anında oluşan kalem hareketleri ile tanımda önemli bir avantaj sağlanır. Çevrim dışı uygulamalarda ise piksel tabanlı tanıma veya şekil özniteliklerine dayanan tanıma yöntemleri kullanılır.

El yazısı karakter tanıma alanındaki ilk çalışmalar yapısal özelliklerin şablon uydurma, istatistiksel yaklaşımlarla sınıflandırılması şeklinde gerçekleştirilmiştir. Gelişen bilgisayar donanımları ve öğrenme algoritmaları sonucu yüksek hacimli işlemleri gerektiren piksel tabanlı uygulamalar geliştirilmiştir. Lam ve ark. (1992) karakterin çizim bileşenleri analiz ederek, yapısal özelliklere dayalı kural tabanlı bir yaklaşım geliştirmiştir. Duerr ve ark. (1980) konum ve şekil deformasyonuna ait değişimleri karşılayan, istatistik tabanlı yeni bir algoritma geliştirmiştir. Kimura (1991), şekil sınır eğrisine ait doğrultu histogramları yöntemini Çince karakterlere uygulamıştır. Mitchell ve ark. (1989) el yazısı rakam tanımada model tabanlı bir yöntem kullanarak, şablon uydurma ve benzeşme kriterlerini esas alan bir tanıma yöntemi kullanmışlardır. Cheng ve ark. (1998) el yazısı rakamlara ait yerel nitelikleri üzerinden öznitelikler oluşturarak, bunları yapay sinir ağları ile sınıflandırmıştır.

Bu çalışmada, el yazısı rakamların sınır eğrisi ve iskelet özellikleri üzerinden çıkartılan özniteliklerin Yapay Sinir Ağları (YSA) ile sınıflandırılması incelenmiştir. Çalışmanın amacı, karakter şekline ait sınır eğrisi ve iskelet özelliklerinin birlikte kullanımı ile el yazısı rakam tanıma işleminin performansını incelemektir. Bu amaçla, öznitelik çıkartımında yeni bir öznitelik seti tanımlanmıştır. Özniteliklerin, karaktere ait sınır eğrisi ve iskelet formlarının birbirini destekleyici özelliği ile sınıflandırma aşamasında başarılı sonuçlar ürettiği görülmektedir.

2. Materyal ve Metot

Bu çalışmada kullanılan örnekler, bir digital tarayıcı kullanılarak gri seviyeli resim formatında 600 dpi çözünürlükte alınmıştır. Alınan görüntüler siyah-beyaz ikili görüntü formatına

dönüştürülerek, bu resimler üzerinde boyut normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Normalizasyon işleminde farklı boyutlardaki karakterler 40x40 boyutlarında sabit alana yerleşecek şekilde yeniden düzenlenmiştir. Bu uyarlama, farklı karakterlerden çıkarılan öznitelik bilgileri arasındaki ilişkilerin korunmasını sağlar. Elde edilen imgeler sayısal matris formuna dönüştürülmüş ve bu veriler kullanılarak sınır eğrisi ve iskelet formları üretilmiştir. Bu iki ayrı formdaki şekillerden öznitelik verileri çıkartılarak toplam veri seti oluşturulmuştur. Veri seti tüm el yazısı karakterlere ait biçimsel özellikleri tanımlamaktadır. Son aşamada ise çok katmanlı algılayıcı yapısında bir yapay sinir ağı tasarlanmış ve üretilen veri seti ile eğitilerek tanıma performansı incelenmiştir.

3. Karakter Özniteliklerin Üretilmesi ve Sınıflandırma

Karakterleri sayısal olarak tanımlayan öznitelikler, tanıma amaçlı kullanılmak üzere üretilen verilerden oluşmaktadır. El yazısı karakterler yazım farklılığı nedeniyle, çok çeşitli şekil özelliklerine sahiptir. Ayrıca karakterlerin içerdiği dönme ve ölçek etkisi, biçim farklılığı üreten diğer faktörlerdir. Şekil tanımda genel olarak, ölçek ve dönme etkisinden bağımsız özniteliklerin elde edilmesi amaçlanır. Ancak rakam karakterleri için dönme ve ölçekten tam bağımsızlık, yanlış tanımaya yol açabilen bir etkendir. Dönme etkisinden tam bağımsızlığın sağlanması ise 6 ve 9 veya 2 ve 7 vb. rakamların benzeşmesine yol açabilmektedir. Bu yüzden, dönme ve ölçek farklılığının kabul edilebilir oranlarda karşılıyan özniteliklerin üretilmesi önem kazanır.

Bu çalışmada öznitelikler, karakter sınır eğrisi ve karakter iskeleti kullanılarak elde edilmektedir. Karakter şeklini farklı açılardan yansıtan bu iki özellik, yapısal bilgilerin çıkartılmasında birbirini tamamlayıcı nitelikler gösterir. Üretilen özniteliklerin sınıflandırma/tanıma aşamasında yapay sinir ağı yaklaşımı kullanılmıştır.

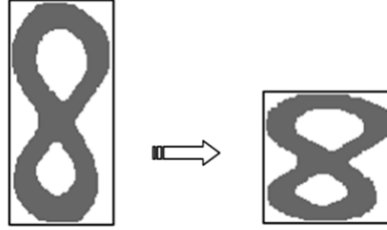
3.1. Görüntü Matrisi Oluşturma

Görüntü matrisi, farklı kişilere ait el yazısı rakam örneklerinden 600dpi çözünürlükte alınmış gri seviyeli resim dosyalarından üretilmiştir. Bu aşamada gürültü giderme, gri seviyeli resimden ikili (binary) resim üretme ve boyut normalizasyonu işlemleri yer almaktadır. Histogram fonksiyonu ile üretilen eşik seviyesi kullanılarak ikili (binary) görüntü üretilmiştir. Bu standart işlem sonucu farklı genişlik ve yükseklikte siyah/beyaz piksel verileri içeren görüntü matrisi elde edilir. Alınan görüntülerin farklı boyutlarda olması ve el yazısı karakterlerin çok farklı boyutlarda yazılabilmesi nedeniyle ölçek farklılıklarını düzenleyen bir boyut normalizasyon işlemine ihtiyaç duyulur. Normalizasyon işlemi sonucunda, farklı boyutlardaki tüm karakterler 40x40 piksel boyutlarında sabit çerçeve içerisine tam olarak yerleşecek şekilde yeniden düzenlenmiştir. Bu uyarlama, farklı

karakterlerden çıkarılan öznitelik bilgileri arasındaki ilişkilerin korunmasını sağlar. İşlem sırasında, karakter pikselleri üzerinde, şekil bütünlüğünü bozmayacak gerekli oranlarda yer değiştirme sağlanır. Doğal görüntü içerisindeki karakter şeklinin, en ve boylarına ait minimum ve maksimum koordinatları x_{min}, x_{max} ve y_{min}, y_{max} olmak üzere piksellere ait yeni koordinatlar aşağıdaki bağıntılar ile hesaplanır:

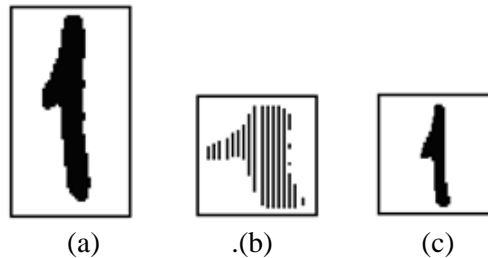
$$x_i = \frac{x_i^o - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} M, \quad y_i = \frac{y_i^o - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} M \quad (1)$$

Burada $M=40$ normalize boyut değeri, x_i^o, y_i^o görüntü piksel koordinatlarını, x_i, y_i ise normalize edilmiş yeni piksel koordinatlarını temsil etmektedir. Şekil 1'de normalize işlemine ait bir örnek görülmektedir.



Şekil 1. Örnek bir orjinal ve normalize edilmiş karakter.

Normalizasyon işleminde "1" rakamı gibi dar olan karakterlere özel olarak şekil bozuklukları oluşabilmektedir. Şekil 2'de bu probleme ait bir örnek görülmektedir. Problemi gidermek amacıyla, bu tür karakterlere ait yatay normalizasyon işlemi, en-boy özelliklerine göre yeniden hesaplanır. Dikey normalizasyon işlemi değiştirilmez.



Şekil 2. Dar karakterler için normalizasyon, a) Orijinal form, b) Normalizasyon hatası, c) Kontrollü normalizasyon

Dar karakterlerin tespitinde k_1 ve k_2 olmak üzere iki parametre kullanılmıştır. Bu parametreler:

$$k_1 = \frac{y_{max}-y_{min}}{x_{max}-x_{min}}, \quad k_2 = \frac{M}{x_{max}-x_{min}} \quad (2)$$

bağıntıları ile hesaplanır. k_1 ve k_2 değerlerinin tanımlanan eşik değerlerini aşması durumunda yatay normalizasyon işlemi tekrarlanır. Eşik değerleri, örnek dar karakterlerin tümü üzerinde yapılan gözlemlere dayanarak k_1 için 2.3 ve k_2 için 3 olarak belirlenmiştir. Bu durumda $k_1 > 2.3$ ve $k_2 > 3$ şartları oluştuğunda yatay normalizasyon işlemi aşağıdaki bağıntı ile yeniden gerçekleştirilir:

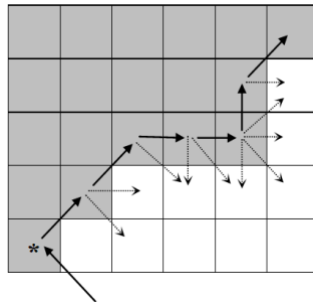
$$x_i = \frac{(x_i^o - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \cdot \frac{M}{k_2} + \frac{M - (x_{max} - x_{min})}{2} \quad (3)$$

Bu işlem karakterin yerel konum özelliklerini koruma açısından önem kazanmaktadır.

3.2. Sınır Eğrisinden Çıkartılan Öznitelikler

Bu aşamada öznitelik olarak yerel doğrultu bileşenleri ve sınır eğrisi sayısı kullanılmıştır. Sınır eğrisi karakter şeklini çevreleyen kenar piksellerinden oluşmaktadır. Sınır eğrisi iki boyutlu nesne tanıma uygulamalarının bir çoğunda nesne tanımlayıcı özniteliklerin elde edilmesi amacıyla yaygın olarak kullanılan bir özelliktir. Görüntüye ait dokusal özelliklerin tanıma katkısı sağlamadığı durumlarda, sınır eğrisi içerisinde kalan dolgu piksellerinin şekli tanımlama özellikleri de kaybolmaktadır. Karakter sınır eğrileri görüntü verilerine oranla daha az sayıdaki bilgi ile şeklin temsil edilmesini sağlar.

Sınır eğrilerinin çıkartılması amacıyla bir sınır eğrisi izleme algoritması kullanılmıştır. Algoritma, herhangi bir dış kenar pikselini bularak başlangıç noktası olarak kaydeder. Sonraki pikselin araştırılması, bulunan pikselin 8'li komşuluk ilişkisine göre ve saat dönme yönünün tersi doğrultusundaki aramalar ile gerçekleştirilir. Şekil 3' söz konusu edilen kenar izleme yöntemi görülmektedir. Bulunan her piksel için piksel koordinatları kaydedilerek sınır eğrisi dizileri üretilir.



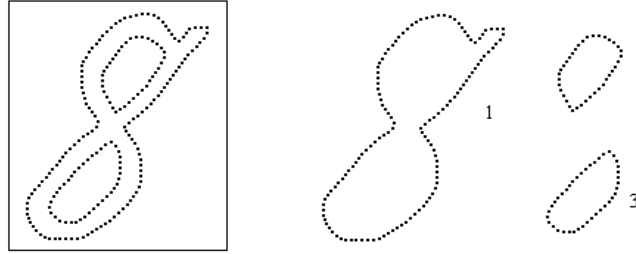
Şekil 3. Sınır eğrisi çıkartımında kenar izleme yaklaşımı.

Algoritma, başlangıç noktasına kapanan bir sınır eğrisini tamamlandıktan sonra varsa diğer iç sınır eğrileri araştırır. İç sınır eğrilerinin araştırılmasında 1-0 geçişli bir iç kenar pikseli bulunarak kenar izleme işlemleri tekrarlanır. Yeni iç sınır eğrilerinin araştırılması işlemi, 1-0 geçişli herhangi bir piksel durumu bulunamadığında tamamlanmaktadır. Sınır eğrisi izleme yöntemi ile üretilen bir örnek Şekil 4'de görülmektedir.

Herhangi bir karakter şekli için çıkartılan sınır eğrilerine ait piksel dizileri aşağıdaki bağıntı ile tanımlanabilir:

$$S_j = p(x_1, y_1), p(x_2, y_2), \dots, p(x_i, y_i), \dots \dots p(x_n, y_n), \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

Burada n parametresi sınır eğrilerine ait toplam piksel sayısını, K parametresi ise sınır eğrisi sayısını tanımlamaktadır. Sınır eğrisi sayısı öznitelik verisi olarak kullanılmak üzere kaydedilir.



Şekil 4. Kenar izleme yöntemi ile çıkartılan sınır eğrileri

3.2.1. Yerel Doğrultu Bileşenleri

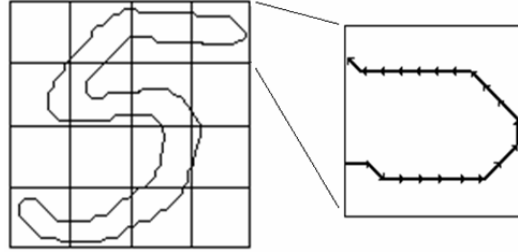
Yerel doğrultu bileşenleri, sınır eğrisine ait ardışıl iki piksel noktasının oluşturduğu çizgisel doğrultu sayılarının, alt bölgelere dağılımından elde edilmektedir. Amaç, karakterleri yerel özelliklerden oluşan niteliklerin bileşimi şeklinde temsil etmektir. Bu istatistiksel özellikler, el yazısı karakter tanıma vb. uygulamalarda karakter bütünü tanımlayan faydalı bilgiler sağlamaktadır (Cheng ark. 1998).

8'li piksel komşuluk özelliğine göre oluşan doğrultular, izleme yönünden bağımsız 4 ayrı açı ile temsil edilebilir. Bu aşamada sadece dış sınır eğrisi kullanılmış ve karakter alanı 4x4 satır ve sütun olmak üzere 16 alt bölge olarak tanımlanmıştır. Her alt bölgede yer alan doğrultuların histogram değerleri yerel doğrultu bileşenleri olarak kullanılmıştır. Şekil 5'de örnek doğrultu bileşenleri ve alt bölgelere dağılımı görülmektedir.

Herhangi bir alt bölge içerisinde piksel geçiş uzaklıkları:

$$\Delta x_k = (x_{k+1} - x_k), \quad \Delta y_k = (y_{k+1} - y_k) \quad (5)$$

bağıntısı ile hesaplanabilir. Herhangi bir $p(x_k, y_k)$ pikselin, komşu pikseller arasındaki uzaklıklar kullanılarak yerel doğrultular belirlenebilmektedir. Bu yaklaşımda geçiş yönleri dikkate alınmaksızın piksel geçişlerine ilişkin doğrultular çıkarılmıştır. Yerel doğrultuların çıkartılması Tablo1'de tanımlanmaktadır.



Şekil 5. a) Karakter şeklinin alt bölgeler ile tanımlanması, b) Alt bölgelerde yer alan yerel doğrultu bileşenleri.

Tablo1. Piksel koordinat geçişleri ile doğrultu bileşenlerinin çıkartımı

doğrultu	doğrultu açısı	$(\Delta y_k - \Delta x_k)$
d ₁	0,180	-2
d ₂	45, 135	0
d ₃	90, 270	2
d ₄	135, 315	4

Bireysel doğrultuların toplamını tanımlayan yerel doğrultu bileşenleri ise:

$$D_j^c = \sum_{k=1}^m d_{j,k} \quad (6)$$

bağıntısı ile ifade edilebilir. Burada c indisi alt bölgeyi, j indisi ise doğrultu türünü tanımlamaktadır. Her bir karakter için üretilen D_j^c dizileri sınır eğrisini betimleyen öznitelikleri oluşturur.

3.3. Şekil İskeletinden Çıkartılan Öznitelikler

Şekil iskeleti, karakter şeklinin bir piksel kalınlığındaki çizgisel forma indirgenmiş halidir. Bu dönüşüm ile şekli dolduran çok sayıdaki gereksiz pikseller atılmakta ve şekil biçimini yansıtan az sayıdaki piksel üzerinden öznitelikler çıkartılmaktadır. İskelet formu, dokusal özelliklerin geri planda olduğu rakam karakterleri için öznitelik çıkartımında uygun bir araçtır (Trahanias,1992). İskelet çıkarma algoritması, piksellerin komşuluk özelliklerine dayanan morfolojik kemirme işlemleri ile gerçekleştirilir.

Bu çalışmada iskelet çıkarma algoritması, normalize edilmiş karakterlere ait sayısal görüntü matrislerine uygulanmaktadır. Matris yapısında siyah pikseller "1", beyaz pikseller ise "0" ile tanımlıdır. Algoritma herhangi bir siyah piksel için silme işlemine karar vermek için aşağıdaki kriterleri esas almaktadır:

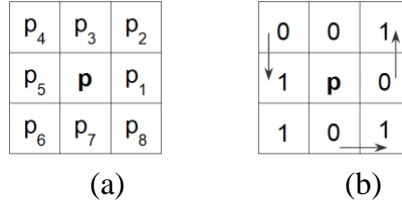
$$a) 2 \leq N(p) \leq 6$$

$$b) S(p) = 1$$

$$c) p1 .p3 .p7 = 0$$

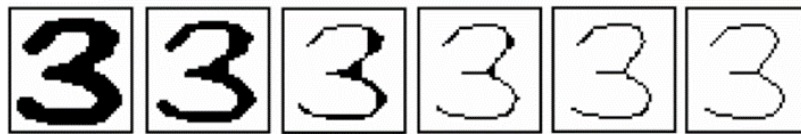
$$d) p1 .p5 .p7 = 0$$

Burada $N(p)$ incelenen pikselin komşuluk katsayısı, $S(p)$ ise çevre piksellerin oluşturduğu 0-1 geçiş katsayısıdır. Şekil 6'da bu parametrelerin piksel yerleşimine göre çıkartılması görülmektedir. Tüm koşulların sağlanması durumunda incelenen piksel silinir.



Şekil 6. a) 8'li piksel komşuluk, b) Örnek bir piksel yerleşim durumu, $N(p)=4$, $S(p)=3$.

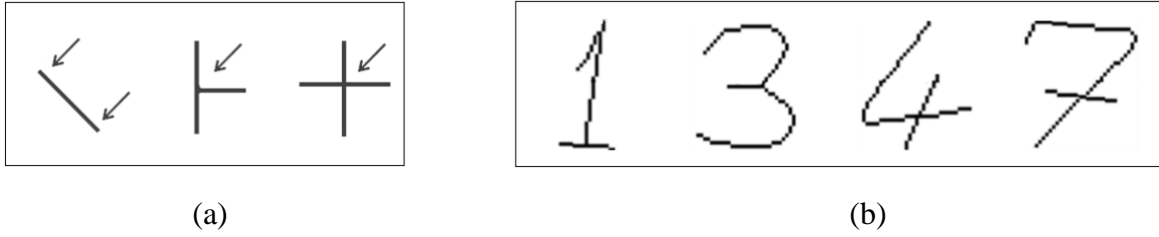
Bu işlemlerde (a) koşulu, ele alınan pikselin bir dış veya iç dolgu pikseli olup olmadığını denetlemektedir. Şekil deformasyonlarına neden olan, uç noktaların sürekli silinmesini önlemektedir. Koşul (b) en az bir piksel kalınlığında bağlantılılığı sağlamak için gereklidir. Bu kural inceltme işleminde oluşabilecek kopma etkisini önlemektedir. Son iki koşul ise sınır eğrisi köşe noktalarının önceki koşullarla algılanamayan durumlarını tesbit etmek için kullanılmaktadır. Algoritma, kriterleri sağlayan piksel kalmayınca kadar iteratif olarak tekrarlanır. İşlem sonunda, karakteri simgeleyen iskelet formu elde edilmektedir. Şekil 7'de iskelet formunun oluşma aşamaları görülmektedir.



Şekil 7. Karakter iskeleti oluşma aşamaları

3.3.1. Uç, dallanma ve kesişim noktaları

Karakter iskelet formlarından elde edilen uç, dallanma ve kesişim noktaları el yazısı karakter şekillerini tanımlamaya olumlu katkıda bulunan diğer bir yapısal özelliktir. Bir karakter şeklinin sahip olduğu uç, dallanma ve kesişim noktaları sayısı ve bunların konum özellikleri, rakam karakterlerin farklılığını simgeleyen niteliklerdendir (Leung ve ark.1997). Bu özellikler el yazısı karakter tanımda önemli katkılar sağlar. "T birleşim" şeklindeki dallanma noktası üçlü kavşak, kesişim noktası ise dörtlü kavşak özelliği taşımaktadır. Bu özellik noktaları Şekil 8'de tanımlanmaktadır.



Şekil 8. a) Uç, dallanma ve kesişim noktaları, b) Rakam iskelet formlarında uç, dallanma ve kesişim noktaları.

Bu çalışmada uç, dallanma ve kesişim noktaları, iskelet piksellerinin taşıdığı 8'li komşuluk ilişkisine göre belirlenmiştir. Piksel komşuluk sayısı $N(p)$ ve komşu piksellere ait 0-1 geçiş sayısı $S(p)$ olmak üzere, bir karakterin sahip olduğu p_u , uç, p_d dallanma ve p_k kesişim noktaları aşağıdaki bağıntılar ile belirlenir.

$$p = \left\{ \begin{array}{l} p_u \quad N(p) = 1 \quad \text{ve} \quad S(p) = 1 \\ p_d \quad N(p) = 3 \quad \text{ve} \quad S(p) > 3 \\ p_k \quad N(p) + S(p) > 6 \quad \text{ve} \quad N(p) \neq S(p) \end{array} \right\} \quad (7)$$

Her bir karakterin sahip olduğu, uç, dallanma ve kesişim noktaları ise:

$$P_U = \{\sum p_u, p_{u1}(x_1, y_1), p_{u2}(x_2, y_2), \dots, p_{um}(x_m, y_m)\} \quad (8)$$

$$P_D = \{\sum p_d, p_{d1}(x_1, y_1), p_{d2}(x_2, y_2), \dots, p_{dm}(x_m, y_m)\} \quad (9)$$

$$P_K = \{\sum p_k, p_{k1}(x_1, y_1), p_{k2}(x_2, y_2), \dots, p_{km}(x_m, y_m)\} \quad (10)$$

bağıntıları ile tanımlanarak dizi şeklinde kaydedilir. Burada P_U, P_D, P_K dizileri sözü edilen noktalara ait piksellerin toplam sayısını ve koordinatlarını temsil etmektedir.

3.3.2. Piksel Uzaklık Fonksiyonu ile Üretilen Öznitelikler

Piksel uzaklık fonksiyonu, karakter alanında yer alan piksellerin dağılımını yansıtması açısından karakter biçimi ile ilişkilidir. Piksel uzaklık fonksiyonu, iskeleti oluşturan piksellerin ağırlık merkezine olan Öklit uzaklıklarının hesaplanması ile üretilir. Şeklin ağırlık merkezi koordinatları x_m, y_m ile D uzaklık fonksiyonu aşağıdaki bağıntılar ile hesaplanır:

$$x_m = \sum_{i=1}^{N_s} x_j, \quad y_m = \sum_{i=1}^{N_s} y_j \quad (11)$$

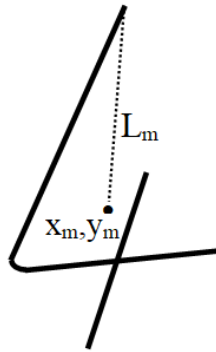
$$D_j(x_j, y_j) = \sqrt{(x_j - x_m)^2 + (y_j - y_m)^2} \quad (12)$$

burada N_s değeri iskeleti oluşturan piksel sayısıdır ve $D_j(x_j, y_j)$ tüm piksellerin ağırlık merkezine olan uzaklıklarını temsil eder. Bu çalışmada seçiciliği geliştirmek amacıyla, hesaplanan uzaklık değerleri karakterin ağırlık merkezine olan en uzak nokta mesafesi olan L_m değeri ile normalize edilmiştir. Şekil 9' ağırlık merkezi ve L_m mesafesi görülmektedir. Normalize uzaklık fonksiyonu:

$$D'_j(x_j, y_j) = \frac{D_j(x_j, y_j)}{L_m}, \quad L_m = \max \{D_j\} \quad (13)$$

bağıntısı ile hesaplanır. Bu aşamada normalize uzaklık fonksiyonundan ortalama değer ve varyans parametreleri hesaplanarak tanımlayıcı öznitelik bilgisi olarak kullanılmıştır. Ortalama değer ve varyans parametreleri aşağıdaki bağıntılar ile üretilmiştir.

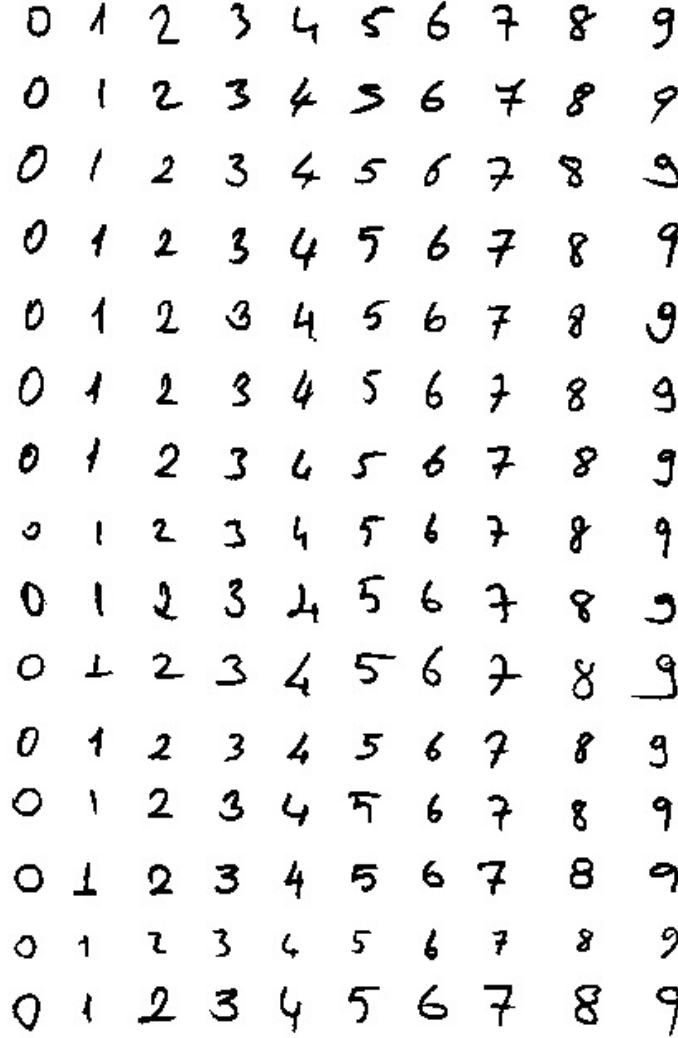
$$\bar{D} = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} D'_j, \quad var[D] = \frac{1}{(N_s-1)} \sum_{j=1}^{N_s} (D'_j - \bar{D})^2 \quad (14)$$



Şekil 9. Ağırlık merkezi ve en uzak piksel mesafesi.

3.4. Tasarlanan YSA ile Özniteliklerin Sınıflandırılması

Deneysel çalışmalarda farklı kişilerce yazılmış 300 adet el yazısı rakam örnekleri toplanmıştır. Şekil 10'da bunlara ilişkin örnekler görülmektedir.

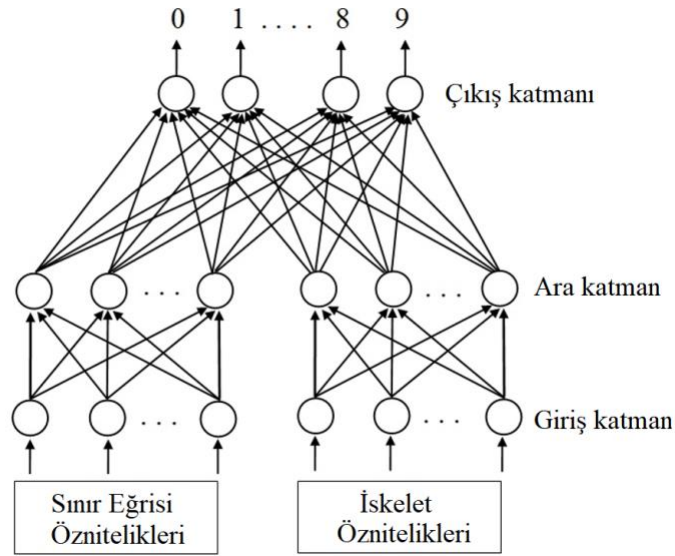


Şekil 10. Ağ eğitiminde kullanılan bazı rakam örnekleri.

Rakam şekillerinden öznitelik verilerinin çıkartılması ile öznitelik vektörlerinden oluşan bir veri seti hazırlanmıştır. Üretilen öznitelik bilgileri ve boyutları şunlardır:

- Sınır eğrisi doğrultu bileşenleri: $4 \times 4 \times 4 = 64$,
- Sınır eğrisi sayısı: 3,
- Sınır eğrisi konumu: 2,
- Uç, dallanma, kesişim noktaları: 3,
- Piksel uzaklık parametreleri: 2.

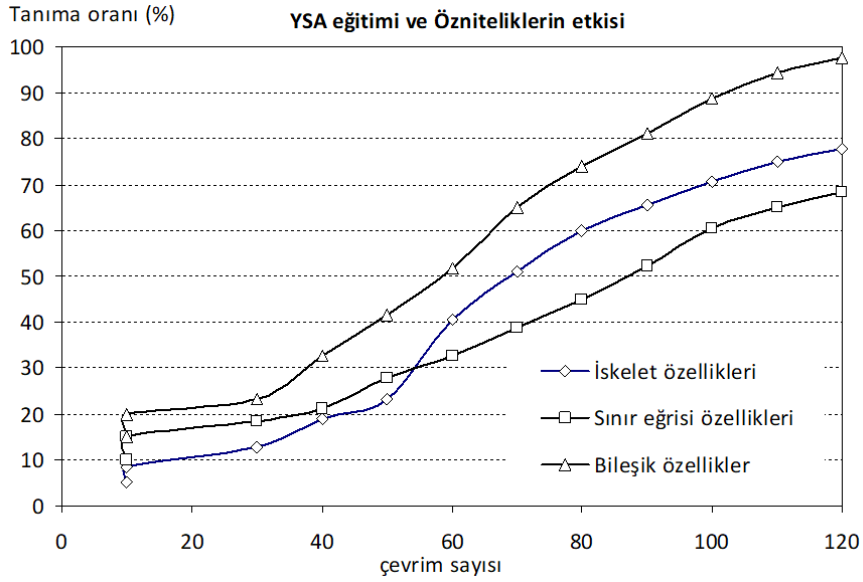
Öznitelik vektörü, yukarıda tanımlanan toplam 74 adet giriş verisinden oluşmaktadır. El yazısı rakamların sınıflandırma aşamasında YSA kullanılmıştır. YSA'nın giriş katmanı, sınır eğrisi ve iskelet özelliklerini kullanan iki grup halinde tasarlanmıştır. Bu yaklaşım seçiciliği geliştiren bir yapıdır. Tasarlanan ağ yapısı, giriş katmanında 74, çıkış katmanında rakam sınıflarını yansıtan 10 hücre elemanı içermektedir. Ara katmanda ise 150 hücre yer almaktadır. Tasarlanan YSA yapısı Şekil 11.'de görülmektedir. Veri setindeki öznitelik vektörlerinin %70'i rastgele seçilerek YSA'nın eğitiminde, geri kalan %30'u ise YSA'nın test aşamasında kullanılmıştır. YSA eğitimi, 210 adet rakam görseline ait öznitelik vektörleri ile geri yayılım algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. YSA'nın test işleminde ağ eğitiminde yer almayan toplam 90 örnek kullanılmıştır.



Şekil 11. Tasarlanan yapay sinir ağı yapısı

4. Bulgular ve Tartışma

İki ayrı özellik setinin ağ eğitimine etkisini gözlemlemek amacıyla, önce her bir özellik seti ağ yapısına ayrı ayrı uygulanmış daha sonra bileşik olarak uygulanarak ağın başarısı gözlemlenmiştir. Elde edilen test sonuçlarına göre her iki özellik setinin bileşik kullanımlarının daha yüksek tanıma yeteneği sağladığı gözlemlenmiştir. Bu etki Şekil 12'de görülmektedir.



Şekil 12. Ağ eğitimi testleri ve tanıma yeteneğinin gelişimi.

Sınır eğrisi ve iskelet öznitelikleri ile birlikte eğitilen YSA'nın performansı 4 ayrı kriter ile değerlendirilmiştir. Bu kriterler:

- Tanıma oranı=Doğru sınıflanan örnek sayısı/Toplam örnek sayısı
- Reddetme oranı=Sınıflanamayan örnek sayısı /Toplam örnek sayısı
- Karıştırma oranı=Yanlış sınıflanan örnek sayısı/Toplam örnek sayısı
- Güvenirlilik = Tanıma oranı / (Tanıma oranı + Karıştırma oranı)

Bu kriterlere göre YSA'nın test verileri için ürettiği sonuçlar Tablo 2'de görülmektedir.

Tablo 2. YSA ile Sınıflandırma Sonuçları

Örnek sayısı	90
Doğru tanıma	87
Karıştırma	2
Reddetme	1
Tanıma oranı	% 96.7
Karıştırma oranı	% 2.2
Reddetme oranı	% 1.1
Güvenirlilik	% 97.7

5. Sonuçlar ve Öneriler

YSA ile el yazısı karakter tanıma uygulamalarında doğrudan piksel tabanlı yaklaşımların yanında şekil özniteliklerini esas alan yöntemler de kullanılmaktadır. Piksel tabanlı uygulamalarda, şekil tanıma katkısı olmayan dolgu piksellerinin de işleme katılması, yüksek hacimli işlemlere

neden olmaktadır. Bu etki, özellikle karakter görseline ait yüksek çözünürlük içeren uygulamalarda sıklıkla görülmektedir. Şekil tanımaya katkısı az olan veya hiç olmayan piksel verileri, ağ eğitiminde öğrenilmesi uzun iterasyon süreçlerine neden olmakta ve derin öğrenme yöntemlerinde ağ boyutlarının optimizasyonunu güçleştirmektedir.

Bu çalışmada el yazısı rakam karakterlerin tanınmasında karakter sınır eğrisi ve iskeletinden elde edilen öznitelikler kullanılmıştır. Sınır eğrisi ve iskelet özellikleri, karakter şekline ait farklı nitelikleri tanımlaması nedeniyle tanıma işleminde tamamlayıcı bir rol oynamaktadır. Ayrıca karakterlere ait yerel ve bütünsel özelliklerin birlikte kullanımı, şekil tanımayı arttırıcı olumlu bir etki sağlamaktadır. Elde edilen sonuçlar, her iki özellik türünün birlikte kullanımı ile sınıflandırma başarısı ve tanıma oranlarının geliştiğini göstermektedir. Bu sonuçlar, karakter sınır eğrisi ve iskelet formlarından yay ve profil özellikleri gibi daha fazla özniteliklerin eklenmesi ile tanıma performansının daha yüksek oranlara taşınabileceğini göstermektedir. Ayrıca bu çalışmada sınırlı sayıdaki örnek üzerinden elde edilen başarı göz önüne alındığında, örnek sayısının arttırılması ile daha yüksek tanıma oranlarının elde edilebilmesi mümkündür.

Yazarların Katkısı

Sorumlu yazar uygulamayı sağlamış, ikinci yazar yönlendirme ve değerlendirmeler ile katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Kaynaklar

- Kimura F.,(1991), "Handwritten Numerical Recognition Based on Multiple Algorithms", Pattern Recognition, Vol.29. No.7.
- Duerr B., Haettich W., Tropf H., Winkler G., (1980),"A combination of statistical and syntactical pattern recognition applied to classification of unconstrained handwritten numerals", Pattern Recognition, Vol.12, Issue 3, 1980, Pages 189-199
- Cheng D., (1998), "Recognition of Handwritten Digits Based on Contour Information", Pergamon Pattern Recognition, Vol.29. No.7.

- Basak J., (1995), "A Connectionist System for Learning and Recognition of Structures: Application to Handwritten Characters", Pergamon, Neural Networks, Vol.8, No.4.
- Leung C.H., Sze L., 1997, "Feature Selection in the Recognition of Handwritten Chinese Character1, Engn Applic. Artif. Intell. Vol.10, No.2
- Amin A., (1996), "Handprinted Arabic Character Recognition System Using an Artificial Network", (1996), Pergamon, Pattern Recognition, Vol.29. No.4.
- Trier D., (1996), "Feature Extraction Methods for Character Recognition", Pergamon, Pattern Recognition, Vol.29. No.4.
- Trahanias P.E., 1992, "Binary Shape Recognition Using the Morphological Skeleton Transform", Pattern Recognition, Vol.25, No.11.
- Lam L., Lee S.-W., Suen C.Y., (1992), "Thining methodologies- acomprehensive survey", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume: 14, Issue: 9.
- Cheng-Yuan L., "Handprinted Character Recognition Based on Spatial Topology Distance Measurement", (1996), IEEE Trans. On Pattern An. and Mac. Intell. , Vol.18, No.9.
- Huang K., Yan H., 1997, "Off-Line Signature Verification Based on Geometric Feature Extraction and Neural Network Classification", Pattern Recognition, Vol.30, no.1.
- Xu-Yao Zhang, Yoshua Bengio, Cheng-Lin Liu, "Online and Offline Handwritten Chinese Character Recognition: A Comprehensive Study and New Benchmark", (2016), Computer Vision and Pattern Recognition.
- Jayasekara S., Rajasegaran J., Jathushan R., Seneviratne S., Rodrigo R., "Textcaps: Handwritten character recognition with very small datasets", (2019), IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)
- De Stefano C., Fontanella F., Freca A., "A ranking-based feature selection approach for handwritten character recognition", (2019), Pattern Recognition Letters, Vol.121, Pages 77-86.
- WenY., Ke W., Sheng H., "Improved Handwritten Numeral Recognition on MNIST Dataset with YOLO and LSTM", (2022), IEEE International Conference on Universal Village (UV).