

GERÇEK ZAMANLI T.C. KİMLİK NUMARASI TANIMA

Halit ÇETİNER¹

Bayram CETİŞLİ²

İbrahim ÇETİNER³

¹ Süleyman Demirel Üniversitesi, Keçiborlu MYO, Bilgisayar Programcılığı, Keçiborlu, Isparta ² Süleyman Demirel Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, ³ Süleyman Demirel Üniversitesi, Keçiborlu MYO, Endüstriyel Elektronik, Keçiborlu, Isparta

¹ halitcetiner@gmail.com ² bayramcetisli@sdu.edu.tr ³ cetiner@sdu.edu.tr

ÖZET

Bu çalışmada, Türkiye Cumhuriyeti (TC) kimlik numaralarının kamerayla çok kısa zamanda tespiti ve veri tabanından kişi bilgilerinin çağrılması gerçek zamanlı olarak amaçlanmaktadır. Günümüzde birçok resmi ve özel kuruluşlarda işlerin yürütülmesi için TC kimlik sorgulaması ve doğrulaması yapılmaktadır. On bir rakamlı bu numaranın her seferinde hızlı ve doğru yazılması mümkün olmayabilir. Bu noktada, görüntü işleme teknikleri kullanarak kameradan alınan kimlik görüntülerinden kimlik bilgisinin otomatik olarak doğru tanınması önerilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Optik karakter tanıma, gerçek zamanlı, Hough dönüşümü, dalgacık dönüşümü, yapay sinir ağları.

ABSTRACT

In this work, calling of person informations from database as real time and the Republic of Turkey (TC) identification numbers's detection with camera in a very short time are aimed. Presently, inquiry and verification of TC identification is made to execution works of many public and private institutions. The writing of these numbers with eleven digits may not be quickly and accurately for each time. At this point, the correct recognition of identification information is proposed automatically on received identification images from camera by using image processing techniques.

Key Words: Optical character recognition, real time, Hough transformation, wavelet transformation, artificial neural network.

1. GİRİŞ

Günümüzde, bilgisayarların hayata daha çok girmesiyle birlikte, görüntüde var olan nesnelere hakkında bilgi edinme ve bu edinilen bilgilerden anlamlar çıkarma konusu popülerliğini gittikçe artıran bir bilim dalı haline gelmiştir. Çalışmalarda sürekli insanın algılama sistemi taklit edilmiştir ancak hiçbir zaman tam anlamıyla insanın görme yeteneği bir makineye verilememiştir [1]. Makineye görme yeteneği kazandırabilmek için bilim adamları düzenli bir biçimde birbirini takip ederek gelişen görüntü adımlarını verdikleri yapıları tanımaya çalışmışlardır. Bu anlamda, görüntüde düzenli bir biçimde birbirini takip eden nesnelere ses sinyali, uzaktan algılama verisi, insan yüzü, retina, doku, bir görüntü

içerisindeki karakterler, biyomedikal cihazlardan elde edilen görüntüler, parmak izleri gibi içerisinde bilgi içeren yapılar örnek verilmektedir.

Görüntü işleme teknikleri kullanarak kameradan alınan kimlik görüntülerinden kimlik bilgisinin otomatik olarak doğru tanınması önerilmiştir. Bu anlamda, ilk karakter tanıma çalışması, körler için Rus bilim adamı Tyurin tarafından 1900 yılında yapılmıştır. 1950'li yıllarda donanım olarak tasarlanan optik karakter tanıma (OKT) makineleri, farklı fontlardaki rakamları tanıyabilmekteydi. 1970'lerde ise farklı fontlardaki metinler yazılımla tasarlanan otomatik metin okuyucuları ile okunabilmekteydi. O ana kadar okuma

algoritmaları ana yapılarla ve mini bilgisayarlarla yapılmaktaydı. 1980'lere gelindiğinde ise okuma makineleri iyice yaygınlaşmıştı ve aynı sayfada yer alan farklı fontlardaki metinler bile tanınmaktaydı. Ancak asıl gelişme, kişisel bilgisayarların marketlerde yer alması ve yaygın olarak kullanılmasıyla başladı. Bazı ticari firmalar, farklı tarzlardaki yazı şekillerini, hatta el yazısını, farklı dillerin alfabelerini yüksek oranlarda çevrimdışı olarak tanımayı başardılar [2][3]. Günümüzde ise karakter tanıma alanındaki çalışmalar büyük uygulama alanı bulmuş ve kendine görüntü tanıma içinde ayrı bir yer edinmiştir. Uygulama alanları olarak posta kodlarının okunması, araba plakası okuma, barkod okuma, banka çeklerinin otomatik okunması, büro otomasyonu, reklam, afiş, market panolarının okunması sayılabilmektedir.

Yapılan çalışmada, bugüne kadar yapılmış olan çalışmalardan farklı olarak özniteliklerin çıkarılmasında iki boyutlu dalgacık yöntemi kullanılmıştır. Bu çıkarılan özniteliklerin ayrışım katsayıları kullanılarak rakamları sayısal olarak en iyi ifade edecek öznitelikler seçilmiş ve bu sayede sınıflandırma aşamasındaki başarı oranı artırılmıştır.

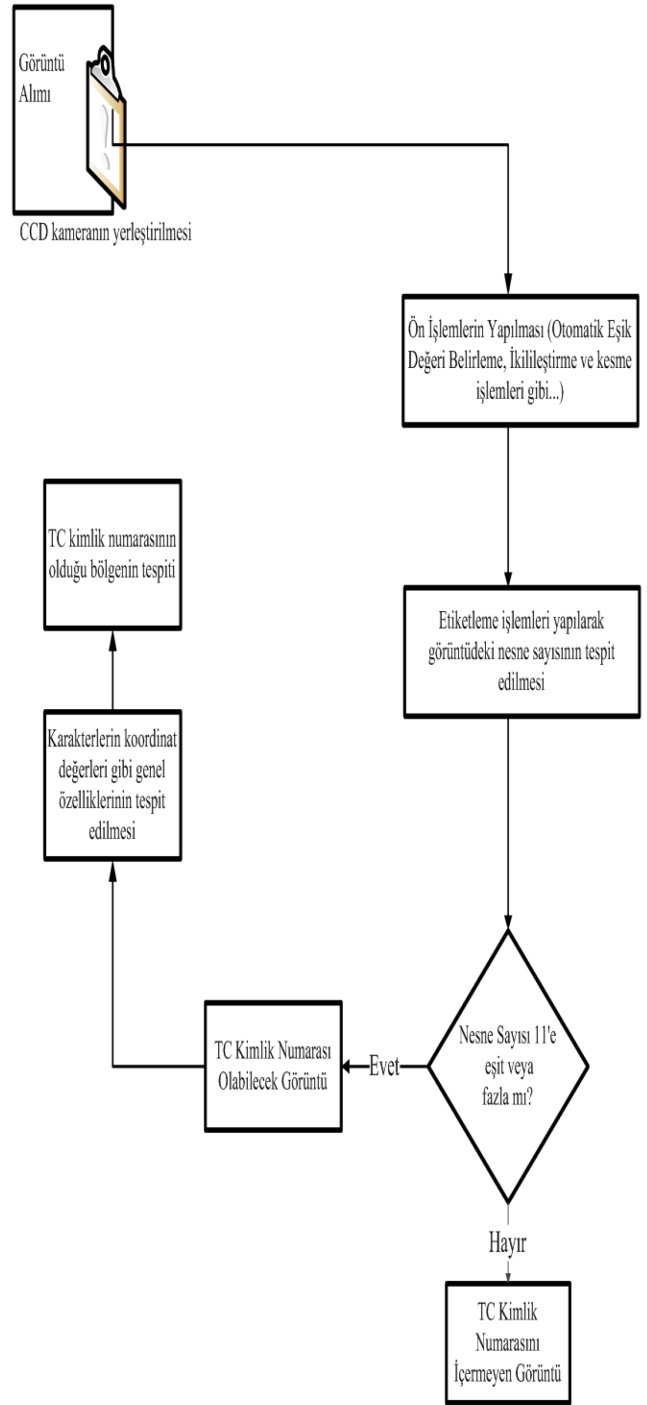
2. METOTLAR VE YÖNTEMLER

2.1. Sistemin Bölge Tespit Algoritması

Bu çalışmada kimlik kartındaki TC kimlik numarasının yerini bulabilmek için yatay histogram işlemi, bağlantı bileşen analizli etiketleme işlemi kullanılmıştır. Bu işlemler ile görüntüde kimlik numarasının olduğu bölgeyi tespit ederken yatay histogram yardımıyla görüntü alt parçalara ayrılmıştır. Ayrılan bu parçalarda etiketleme işlemi yapılarak parçalardaki nesne sayıları, karakterler arası mesafe gibi özellikler kullanılarak kimlik numarası olabilecek bölge tespit edilmiştir.

Bu bölge tespit edildikten sonra dikey histogram yardımıyla kimlik numaraları elde edilmeye çalışılmıştır. Ancak bu adımın başarılı olabilmesi için bu bölgedeki kimlik numarası olmayan nesnelerin ve çizgilerin kaldırılması sağlanmıştır. Çizgilerin kaldırılmasında Hough dönüşümü yöntemi ile elde edilmiş çizgi koordinatları kullanılmıştır. Kimlik numarası olmayan çizgi harici küçük parçaların kaldırılmasında ise görüntüdeki parçaların boyutları kullanılmıştır.

Kart numarasını bulabilmek için kullanılan algoritma Şekil 1'de gösterilmektedir. Kart numara bölgesi muhtemel olabilecek alanların koordinatları bu işlemler sonunda elde edilmiştir.



Şekil 1. Sistemin bölge tespit algoritması

Buraya kadar anlatılan bölümde, muhtemel TC kimlik kartı numarası olabilecek bölgelerin nasıl bulunduğu anlatılmıştır. Bu bölümde ise bölütlenmiş olan görüntüdeki karakterlerin özniteliklerinin çıkarılma adımı ve bu özniteliklerinin hangi sınıflandırma algoritması ile sınıflandırma ve tanıma yapıldığı anlatılacaktır.

2.2. Öznitelik Çıkarma ve Seçimi

Aynı karakterin farklı durumlarını tanımlayabilmek için karakterlerin farklı dönüşümlerinde, varyasyonlarında karakter özniteliklerinin sabit, değişmez olması gerekmektedir. Orijinal resmin döndürülmüş, ölçeklendirilmiş, gerilmiş, eğimli, eğimsiz, simetriği alınmış her durumda özniteliklerin sabit kalması gerekmektedir. Bu noktada farklı frekans ve ölçeklerdeki görüntüyü en iyi temsil edecek iki boyutlu ayrık dalgacık öznitelik çıkarma yöntemi tercih edilmiştir.

Bir kişi iki farklı görüntüye ya da nesneye baktığında, örneğin '0' ve '1' görüntüleri olabilir, görüntüye dikkatsiz şekilde baksa bile anında bu görüntülerin birbirinden farklı olduğunu anlayabilmektedir. Bunun sebebi, insan beyninin görüntülerin kaba varyasyonlarını ve genel yapısını toplaması, bu görüntülere baktığında anında karar vermeye izin vermesidir. Bu genel yapılar görüntülerin yerel öznitelikleri değildir. Onlar görüntünün genel özniteliklerini temsil etmektedir. Görüntü döndürülmüş, yeniden ölçeklendirilmiş bile olsa insan beyni hiç etkilenmeyecektir. Bu yüzden yapay sınıflandırma ve tanımlama şemasını tasarlayan insanın biyolojik tanıma sistemine olabildiğince yakın tanıma sistemleri tasarlayabilmek için dikkat edilmesi gereken noktalar bulunmaktadır. Bunlar görüntünün genel özniteliklerini otomatik olarak çıkartmak ve görüntüdeki döndürme, ölçeklendirme gibi varyasyonların filtrelenmesi gerektiğini ortaya koymaktadır [14]. İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümleri bu durumların her ikisini de karşılayabilmektedir. Çünkü alçak frekans bileşenleri zaman alanında yayılmaktadır ve yüksek frekans bileşeni zaman alanında yoğunlaşırken genel öznitelik olarak davranabilmektedir. Farklı çözünürlük ölçeklerindeki görüntüye ayrık dalgacık dönüşümleriyle yüksek ayırım ve dinamik bir sınıflandırma sağlanabilmektedir. Ayrık dalgacıklar farklı ölçeklerde ve frekanslardaki görüntüyü incelemektedir. Ayrık dalgacık dönüşümleri farklı ölçekler ve frekanslardaki görüntüyü temsil edebilmek için en güçlü tekniklerden biridir [15]. Bu anlamda, çalışmada iki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü ile öznitelikler elde edilmiştir.

2.2.1. İki Boyutlu Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Ayrık dalgacık dönüşümünde, tüm ölçek aralığında analiz yapılırsa çok büyük veri yığınları oluşmakta ve çok fazla sayıda işlem yapılması gerekmektedir. Bu istenmeyen bir durumdur bu yüzden belirli ölçek grupları tespit edilir ve bu aralıkta analizler yapılırsa, bu analize ayrık dalgacık dönüşümü denilmektedir [10]. En çok kullanılan ölçek adımı ikilik ölçek ve zaman adımıdır [7]. Seçilmiş yeni ölçek değerleri ile yeniden ifade edilen ve ayrık dalgacık dönüşümü için kullanılan fonksiyon Eşitlik (Eş.) (1.)'de verilmiştir.

$$\psi_{m,n} \left(\frac{t - \beta}{\alpha} \right) = \alpha_0^{-m/2} \psi \left(\frac{t - n\beta_0 \alpha_0^m}{\alpha_0^m} \right) \quad (1)$$

Burada m ve n tamsayı olarak dalgacığın sırası ile ölçek ve zaman eksenindeki öteleme parametreleridir. β_0 , sabit bir ötelenme adımını ifade eder ve değeri 1'den büyüktür, β_0 zaman eksenindeki ötelenme aralığı değeridir. Eş. (1.)'de zaman eksenindeki ötelenme adımının α_0^m değerine bağlı olarak $n\beta_0 \alpha_0^m$ şeklinde ifade edilebilir.

En sık kullanılan α_0 ve β_0 değerleri 2 ve 1 [9], ikinin katları kullanılarak oluşturulan yaklaşım ve dalgacık fonksiyonu sırasıyla Eş. (2.)'deki gibi tanımlanabilmektedir:

$$\begin{aligned} \Phi_{m,n}(t) &= 2^{-m/2} \Phi(2^{-m}t - n) \\ \psi_{m,n}(t) &= 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \end{aligned} \quad (2)$$

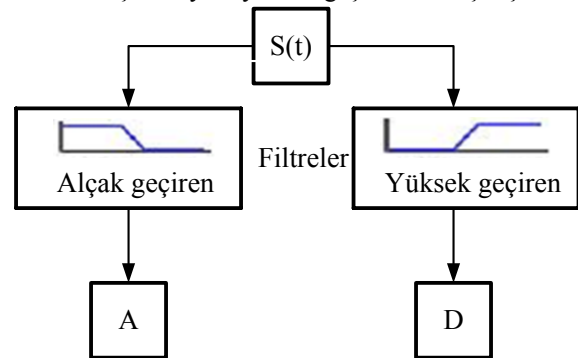
Bir i ayrık zaman adımına sahip N tane örnek içeren S_t zaman serisi için, ayrık dalgacık dönüşümü Eş. (3.)'deki gibi tanımlanabilmektedir:

$$W_{m,n} = 2^{-m/2} \sum_{i=0}^{N-1} S_i \psi(2^{-m}i - n) \quad (3)$$

Eş. (3.)'de $W_{m,n}$, $\alpha = 2^m$ ölçek ve $\beta = 2^m n$ zaman değerine sahip dalgacık dönüşüm katsayılarıdır.

Ayrık dalgacık dönüşümü, 1988 yılında Mallat tarafından filtreler kullanılarak geliştirilmiştir. Mallat algoritması olarak da bilinen bu yöntem, iki kanal alt bant kodlayıcısı ile yapılan hızlı bir dalgacık dönüşümü yapan filtreleme algoritmasıdır [10][8][11].

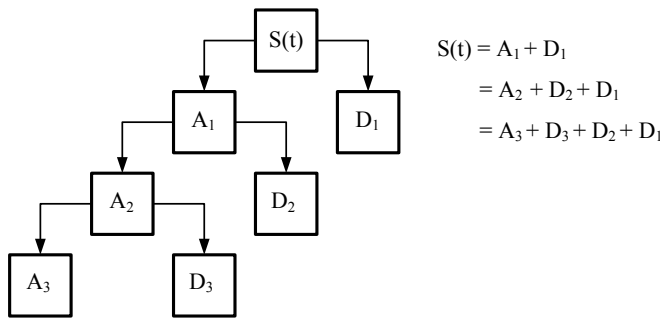
Ayrık dalgacık dönüşümü, sinyalleri, iki ana bileşene ayırmaktadır. Bu işlem filtreler kullanılarak yapılmaktadır. Bu ana bileşenlerden birincisi düşük frekanslı bileşenler yani alçak geçiren filtre çıkışlarıdır, bir diğeri ise yüksek frekanslı bileşenler yani yüksek geçiren filtre çıkışlarıdır.



Şekil 2. Dalgacık dönüşümünde süzgeçleme işlemi [4]

Ayrık dalgacık dönüşümünde oluşan, ana bileşenlerden düşük frekanslı bileşenlerine yaklaşımlar (A), yüksek frekanslı bileşenlerine ise detaylar (D) denilmektedir. Ayrık dalgacık dönüşümü işlemine tabi tutularak ayrıştırma işlemi uygulanan $S(t)$ sinyali eşit sayıda alt frekans bileşenine yani yaklaşımlara (A) ve yüksek frekans bileşenine yani detaylara (D) ayrıştırılmaktadır.

Dalgacığın Mallat'ın öngördüğü çoklu çözünürlük analizi ve ikili örneklemeğe uygun olması sinyallerin istenilen seviyede ve hızda incelenmesini sağlamaktadır [13][12]. Şekil 3.'de 3. seviyede bir $S(t)$ sinyalinin ayrışımı görülmektedir.



Şekil 3. Standart dalgacık analizi

Şekil 3.'de standart dalgacık dönüşümü ile alt bantlara ayrıldıktan sonra, sinyalin yaklaşım bileşeni, aynı işlem ile tekrar alt bantlarına ayrılmaktadır ve bu işleme, istenen çözünürlüğe ulaşmaya kadar devam edilmektedir.

Şekil 3.'de görüldüğü üzere, ayrık dalgacık dönüşümüne tabi tutulan sinyal $S(t)$ hiçbir kayba uğramaz, sadece ana dalgacıkla çarpılarak, bileşenlerine ayrıştırılmıştır. Buradaki A_3 yaklaşım bileşeni, temel bileşendir. Yaklaşımlar, yüksek ağırlıklı, düşük frekanslı bileşenlerdir. Detaylar ise düşük ağırlıklı, yüksek frekanslı bileşenlerdir. Dalgacık dönüşümünde amaç görüldüğü üzere, sinyali yaklaşım ve detaylarına ayırmaktır. Elde edilen yaklaşım tekrar ikinci seviye yaklaşım ve detayına ayrıştırılır, bu işlem istenilen sonuç elde edilene kadar tekrarlanabilir. Bileşenlere ayırma işlemi ardışık tekrar ederek sinyali istenilen çözünürlük seviyesinde bileşenlere ayırmak mümkün olmaktadır [10]. Ardışık tekrarlar Şekil 3.'de gösterilmiştir.

Orijinal $S(t)$ işareti önce yüksek geçirgen $g(t)$ filtresinden ve alçak geçirgen $h(t)$ filtresinden geçirilmektedir. Bu seviyeli bir ayrıştırma işlemidir ve matematiksel olarak Eş. (4.) ve Eş. (5.)'deki gibi ifade edilmektedir:

$$D(k) = \sum_t S(t)g(2k - t) \quad (4.)$$

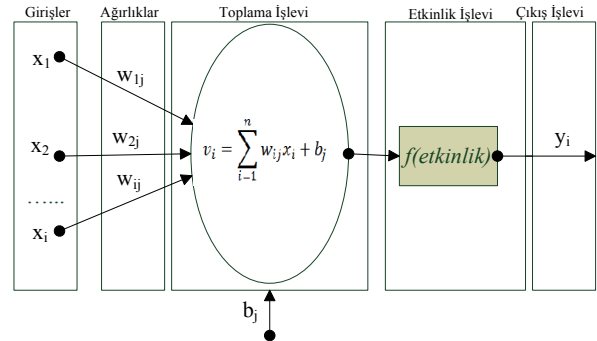
$$A(k) = \sum_t S(t)h(2k - t) \quad (5.)$$

Eş. (4.) ve Eş. (5.)'te 2 ile alt örneklemenin ardından sırasıyla yüksek geçirgen ve alçak geçirgen filtre çıkışlarıdır. k ise filtre seviyesidir.

2.3. YSA ile Sınıflandırma ve Tanıma

Çok katmanlı, ileri beslemeli, geri yayımlı sinir ağı çıkarılan özneteliklerinin sınıflandırma ve tanıma aşamasında kullanılmıştır. OKT' den on çıktı elde edilmektedir. Bu on çıktı, sıfır ve dokuz arasındaki rakamlardan oluşan bir çıktıdır. Çıkış sınıfından her biri için ağı ile tanımlanmaya çalışılmaktadır. Giriş katmanlar kullanılmakta, ağıdaki her bir düğüm önceki katmanlardaki bağlantılarla bağlantı sağlanmakta ve eğitim fazı sırasında bağlantı ağırlıkları öğretilmektedir. OKT' de sinir ağı kullanmanın bir problemi karar verme sürecini tamamen anlamının ve analiz etmenin zor olmasıdır.

Bir sinir ağı hücresi temel olarak girdilerden, ağırlıklardan, toplama işlevinden ve çıktıdan oluşmaktadır (Şekil 4).



Şekil 4. Yapay bir sinir düğümü [6]

Girişler x_i sembolüyle gösterilmiştir. Bu girişlerin her biri ağırlık w ile çarpılır. Basitçe, bu ürünler eşik değeri b_j ile toplanır ve sonucu oluşturmak için etkinlik işlevi (aktivasyon fonksiyonu) ile işlem yapılır ve y_i çıkışı alınır. YSA bu temel yapıdan türetildiğini kabul ederek biyolojik sinirlerinin 4 temel görevinin YSA' daki karşılığı elde edilmiştir.

Öğrenme yöntemi olarak danışmanlı yöntem kullanılmıştır. Bu danışmanlı yöntem içerisinde geri yayımlı öğrenme kuralı kullanılmıştır. YSA'da gerçek çıkış istenen çıkışla kıyaslanmaktadır. Rasgele değişen ağırlıklar ağı tarafından öyle ayarlanır ki, bir sonraki döngüde gerçek çıkış ile istenilen çıkış arasında daha yakın karşılaştırma üretilebilsin.

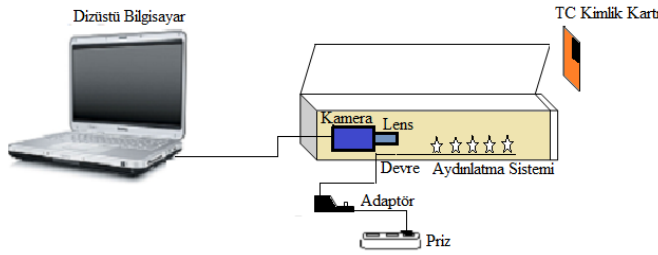
Öğrenme yöntemi, bütün işlem elemanlarının anlık hatalarını en aza indirmeye çalışmaktadır. Bu hata azaltma işlemi, kabul edilebilir doğruluğa ulaşana kadar ağırlıklar devamlı olarak derlenmektedir. Danışmanlı öğrenmede, YSA kullanılmadan önce eğitilmektedir. Eğitim işlemi, sinir ağına giriş ve çıkış bilgileri sunmaktan oluşmaktadır. Yani, her bir giriş kümesi için uygun çıkış kümesi ağa sunulması gerekmektedir.

Danışmanlı öğrenmede giriş ve çıkış çiftlerinden oluşan eğitim bilgileri bulunmaktadır. Ağ giriş bilgisine göre ürettiği çıkış değerini, istenen değerle karşılaştırarak ağırlıkların değiştirilmesinde kullanılacak bilgiyi elde etmektedir. Girilen değerle istenen değer arasındaki fark hata değeri olarak önceden belirlenen değerden küçük oluncaya kadar eğitime devam edilmektedir. Hata değeri istenen değer altına düştüğünde tüm ağırlıklar sabitlenerek eğitim işlemi sonlandırılmaktadır.

3. DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE SONUÇLARI

Kamera karşısındaki kimlik numarasının görüntüsünü alabilmek için bazı materyaller kullanılmıştır. Bu bölümde kullanılan materyaller hakkında bilgi verilmiştir.

Bu çalışmada, görüntü işleme yöntemleri kullanılarak, görüntü kümesi olarak elde edilen kamera görüntülerinden karakterlerin sınıflandırılması yapılmıştır. Bu işlemlerin gerçekleştirilmesi için düzenek tasarlanmıştır.



Şekil 5. Deney Düzenegi

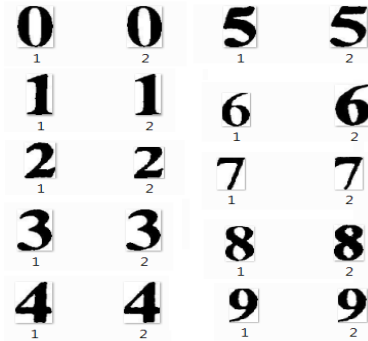
Bu deney düzeni; kamera, kamera lensi ve aydınlatma sisteminden oluşmaktadır (Şekil 5.). Tasarımı yapılan bu kısım deney düzeninin makine kısmıdır. Bir de deney düzeninde bulunan kameranın USB (Evrensel Seri Veri Yolu) portu üzerinden bağlı olduğu bir bilgisayar ve aydınlatma sisteminin elektrik enerjisini sağlayan ve ayarlayan güç kaynağı bulunmaktadır. Bu düzenek aracılığıyla kamera görüntüleri elde edilmiştir. Elde edilen görüntüler ön işleme adımlarından geçirildikten sonra öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Öznitelik vektörlerinin sınıflandırılması ile tanıma işlemi yapılmıştır.

3.1. Öznitelik Vektörü Elde Etme Uygulaması

Öznitelik çıkarma, şekil tanıma ve şeklin önemli özniteliklerinin çıkarılıp öznitelik vektörünün elde edilmesi işlemidir. Öznitelik çıkarımında hesaplama zamanını kısa tutmak için 3. seviyeden 'db2' türü kullanılmıştır. Öznitelik vektörleri gerçek zamanlı sistemde ve eğitim/test işlemlerinde olmak üzere iki farklı şekilde çıkarılmaktadır.

Gerçek zamanlı sistemde kimlik numarasında bulunan numaralar bölütlenmiş. Bölütlendikten sonra numaraların etrafındaki gereksiz pikseller tanıma oranını düşürdüğünden dolayı, bu pikselleri atarak sadece numaranın çevresini dikdörtgen kutu şeklinde kırpma işlemi yapılmıştır. Ancak bu sefer de her numaranın boyutu birbirinden farklı olduğundan dolayı, boyut eşitlemek amacıyla sıfır ekleme, rasgele sayı ekleme gibi çalışmalar yapılmıştır. Sona sıfır ekleme veya rastgele sayı eklemenin zaten 1 ve 0'lardan oluşan ikili veri üzerinde gereksiz bilgi veya gürültü oluşturduğu bu yüzden tanıma oranlarını düşürdüğü görülmüştür. Boyut eşitleme problemini çözmek amacıyla, tüm rakamlar kırpıldıktan sonraki boy ve enleri tespit edilerek ortalamaları bulunmuştur. Sonuç olarak bütün rakamlar kırpıldıktan sonra ortalama boy ve en değerleri 80x52'e ölçeklenerek bölütleme aşamasında elde edilmiş olan her bir numaranın iki boyutlu ayırık dalgacık yöntemi ile 108 tane yaklaşım katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen bu yaklaşım katsayıları öznitelik vektörünü oluşturmaktadır. TC kimlik numarasında bulunan her bir rakamın öznitelik vektörleri aynı şekilde elde edildikten sonra tamamı bir dizi içerisinde tutulmuştur.

İkinci olarak eğitim/test işlemlerinde ise ilk olarak karakter veritabanı oluşturulmuştur (Şekil 6.). Oluşturulan bu veritabanında farklı kişilere ait TC kimlik numaralarından elde edilmiş rakamlar bulunmaktadır. Her klasörde farklı bir rakam bulunmak üzere farklı kimliklerden bölütlenmiş ikili görüntüler bulunmaktadır. 10 klasör içerisinde, her klasörde 116 tane örnek olmak üzere toplam 1160 tane örnek vardır. Bu örneklerin her birinden 108 tane olmak üzere 1160x180 tane öznitelik elde edilmiştir.



Şekil 6. Eğitim kümesindeki ilk 20 örnek

4. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Elde edilen öznelik vektörlerinin yarısı eğitim seti ile ağı eğitmek için, diğer yarıda test seti ile doğrulamak için kullanılmıştır.

3.2. YSA Eğitim Algoritması Seçimi

Verilen bir problem için, en hızlı olan eğitim algoritmasını tespit etmek çok zordur. Bu birçok faktöre bağlıdır. Bu faktörler problemin karmaşıklığı, eğitim setindeki veri noktalarının sayısı, ağıdaki sapma değerlerin ve ağırlıkların sayısı, hedeflenen hata değeri ve ağın örüntü tanımada mı yoksa fonksiyon yaklaşımında mı kullanıldığıdır.

Bu bölümde değişik eğitim algoritmalarında karşılaştırma yapılmıştır. İleri beslemeli ağı örüntü tanıma probleminde eğitilmiştir. Çalışmada örüntü tanıma üzerine çalışıldığından dolayı 6 farklı eğitim algoritmasının karakter öznelik vektörlerini sınıflandırmalarındaki başarıları karşılaştırılmıştır. Bu anlamda kullanılan örüntü ağında bu belirtilen algoritmaların hangisi en başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Farklı eğitim algoritmasını kullanarak elde edilen ağı eğitme sonuçları verilmiştir.

Tablo 1. Kimlik numara verisine ait rakamların sinir ağı ile sınıflandırma sonuçları

Algoritma	Öznelik Sayısı	Adım Sayısı	Eğitim Zamanı(sn)	Eğitim Tanıma Oranı(%)	Test Tanıma Oranı(%)
trainscg	108	2000	96.83	100	100
trainrp	108	2000	101.08	100	100
traincgb	108	2000	240.01	100	100
traincgp	108	2000	220.06	100	100

Levenberg-Marquardt algoritması; fonksiyon yaklaşım problemlerinde elde ettiği performans kadar, örüntü tanıma problemlerinde bir performans gerçekleştirememektedir [5]. Bu bilgi doğrultusunda deney aşamalarında kullanılmamıştır.

Örüntü tanıma ağı eğitilirken, trainscg ve trainrp iyi seçimlerdir. Bu algoritmaların hafıza gereksinimleri nispeten küçük ve standart ölçeklenmiş eşlenik eğitim algoritmalarından daha hızlıdır [5].

Öğrenme algoritması içerisinde örüntü ağına en uygun olan, hızlı ve doğru tanıma oranı yüksek olan trainscg algoritması kullanılmıştır.

Geliştirilen yöntem TC kimlik kartı numaralarında uygulanmıştır. Bu uygulamalar esnasında bir kimlik kartı görüntüsünün arka plan rengi mavi veya kırmızı olabilmektedir. Kamera yardımıyla seksen sekiz tane TC kimlik kartı test amacıyla resimleri elde edilmiş ve gerçek zamanlı tanıma sistemine aktarılmıştır. TC kimlik kart numarasının yer tespiti %100 başarı ile gerçekleşmiştir. Yer tespit edildikten sonra görüntüdeki her bir rakamı sayısal olarak en iyi ifade edebilecek seçkin yapısal öznelikler çıkarılarak tanıma oranı artırmıştır. Şekil 7.'de sistemin uygulandığı görüntülerden dört tanesi verilmiştir.



Şekil 7. Deneysel amaçlı kullanılan TC kimlik kartlarından bazıları

Çalışma sonunda saniyelerin çok daha altında %100 başarı oranıyla TC kimlik numaralarının tanınması sağlanmıştır (Şekil 8.). Her kimlik numarasının tanınma süresi yaklaşık olarak 0.25 saniye olarak belirlenmiştir. Bu süre bir insanın ortalama kimlik numarasını yazma süresinden çok daha kısa olduğu tespit edilmiştir.

Yapılan uygulamada esnek, harekete duyarlı, çözünürlüğü yüksek, TC kimlik kartını algılayabilecek kablosuz bir kamera sistemi oluşturularak daha kullanışlı bir uygulama haline getirilebilir. Bu şekilde yapılabilmesi için yapılan çalışmanın ışığa, harekete duyarlı olması ve kamerada entegre edilecek bir yazılım ile kart gösterilince anında otomatik olarak kamera görüntüsünü algılayarak tetiklenen

bir sistem haline getirilmesi çalışmanın verimliliğini daha da artıracığı kanısına varılmıştır.



Şekil 8.2 Görüntülerin deneysel tanıma sonuçları

KAYNAKLAR

- [1] Avcı, A. Wavelet dönüşümü ile doku öznitelikleri çıkarılan görüntülerin rezonans algoritması kullanılarak bölütlenmesi. KTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 66s., 2006, Trabzon.
- [2] Alshebeili, S. A., Nabawib, A. A. F., Mahmoud, S. A. Arabic character recognition using 1-D slices of the character spectrum. Signal Processing V. 56, pp. 59-75, 1997.
- [3] Chim, Y. C., Kassim, A., Ibrahim, Y. Character recognition using statistical moments. Image and Vision Computing V. 17, pp. 299-307, 1999, Singapore.
- [4] Demir, Ö. EEG dalgalarının dalgacık dönüşümü ile değerlendirilmesi. Dumlupınar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 56s., 2008, Kütahya.

- [5] Demuth, B. H., Hagan, M., Beale, M. H. Neural network toolbox user's guide. Mathworks, pp. 404.
- [6] Elmas, Ç., 2011. Yapay zeka uygulamaları. Seçkin Yayıncılık, 424s., 2011, Ankara.
- [7] Küçük, M., Ağırlioğlu, N. Dalgacık dönüşüm tekniği kullanılarak hidrolojik akım serilerinin modellenmesi. İTÜ dergisi/d mühendislik, 5(2), 69-80s., 2006, İstanbul.
- [8] Lee, J. J., Lee, S. M., Kim, I. Y., Min, H. K., Hong, H. S. Comparison between short time fourier and wavelet transform for feature extraction of heart sound. IEEE Tencon, V. 102, pp. 18-55, 1999.
- [9] Mallat, S., G. A theory for multi resolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Anal. and Mach. Intell., 11(7), pp. 674-693, 1989.
- [10] Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J. M. Wavelet toolbox user's guide. Mathworks, 1997.
- [11] Percival, D. B., Walden, A. T. Wavelet methods for time series anal.. Cambridge University Press, pp. 569, 2002.
- [12] Rao, R. M., Bopardikar, A. S. Wavelet transforms: Introduction to theory and applications. Addison-Wesley, Massachusetts, pp. 336, 1998.
- [13] Strang, G., Nguyen, T. Wavelets and Filter Banks. pp. 400, 1997, USA.
- [14] Sarlashkar, M., Bodruzzaman ,M., Malkani, M. J. Feature Extraction Using Wavelet Transform For Neural Network Based Image Classification. pp. 412-416, 1998.
- [15] Daubecheis, I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. Pure appl. Match., vol. XLI. PP.906-996, 1998.