

T.C.
ÇANAKKALE ONSEKİZ MART ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZİ

YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK
ARAÇ PLAKALARININ TANINMASI

Kirami KAÇAN

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Tezin Sunulduğu Tarih: 25.06.2010

Tez Danışmanı:

Yrd. Doç. Dr. İbrahim TÜRKYILMAZ

ÇANAKKALE

YÜKSEK LİSANS TEZİ SINAV SONUÇ FORMU

KİRAMI KAÇAN tarafından **YRD. DOÇ. DR. İBRAHİM TÜRKYILMAZ** yönetiminde hazırlanan “**YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK ARAÇ PLAKALARININ TANINMASI**” başlıklı tez tarafımızdan okunmuş, kapsamı ve niteliği açısından bir Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Yrd. Doç. Dr. İbrahim TÜRKYILMAZ

Danışman

Yrd. Doç. Dr. İsmail KADAYIF

Jüri Üyesi

Yrd. Doç. Dr. İbrahim BULUT

Jüri Üyesi

Sıra No: 530

Tez Savunma Tarihi: 25 / 06 / 2010

Prof. Dr. İsmail TARHAN

Müdür

Fen Bilimleri Enstitüsü

İNTİHAL (AŞIRMA) BEYAN SAYFASI

Bu tezde görsel, işitsel ve yazılı biçimde sunulan tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uyularak tarafımdan elde edildiğini, tez içinde yer alan ancak bu çalışmaya özgü olmayan tüm sonuç ve bilgileri tezde kaynak göstererek belirttiğimi beyan ederim.

Kirami KAÇAN

TEŐEKKÜR

Sadece tezimin hazırlanması sürecinde deęil her zaman her konudaki destek, yardım ve yönlendirmeleri için en başta değerli hocam Yrd. Doç. Dr. İbrahim TÜRKYILMAZ'a sonsuz teşekkürlerimi ve maddi manevi her zaman yanımda olan kıymetli babam Fatih KAÇAN annem Birgül KAÇAN ve kardeşlerim Emre ve Behiye KAÇAN'a ve bana sürekli moral ve motivasyonları ile destek veren tüm arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum ve bu çalışmamı onlara ithaf ediyorum.

Kirami KAÇAN

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

PRS (Plate Recognition System): Plaka Tanıma Sistemi

ANN (Artificial Neural Network) : Yapay Sinir Ağları

ÖZET

YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK ARAÇ PLAKALARININ TANINMASI

Kirami KAÇAN

Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Yrd. Doç. Dr. İbrahim TÜRKYILMAZ

25.06.2010, 56

Bu çalışmada, başarıyı yüksek bir plaka tanıma sistemi (PTS) tasarımı yapıldı. Bunun için PTS'nin hangi aşamalardan oluştuğu ve bu aşamalarda ne gibi işlemlerin gerçekleştirildiği analiz edildi. Bir PTS'nin, (i) plaka bölgesinin belirlenmesi, (ii) karakter bölümlenme ve (iii) karakter tanıma olmak üzere üç temel aşamadan oluştuğu saptandı. Özellikle plaka bölgesinin belirlenmesi aşamasında, sistemin başarıyı artırmak için orijinal görüntü üzerinde görüntü işleme algoritmaları kullanılarak bir görüntü iyeleştirme işlemi gerçekleştirildi. İkili seviyedeki görüntüler üzerinde kenar tabanlı görüntü işleme yöntemleri kullanılarak araç görüntüsünden dikdörtgensel plaka bölgesi elde edildi. Elde edilen plaka bölgesi meyil düzeltme yapılarak karakter bölümlenme aşamasına hazır hale getirildi. Plaka bölgesinde ikili seviyede dikey izdüşüm yöntemi kullanılarak karakterler birbirinden ayrıştırıldı. Elde edilen karakterler inceltme işlemine tabi tutularak karakter tanıma aşamasına hazır hale getirildi. Karakter tanıma aşamasında geriye yayılım öğrenme algoritması kullanan üç katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağı kullanılarak karakterler tanımlandı.

Anahtar sözcükler: Görüntü İşleme, Karakter Bölümlenme, Karakter Tanıma, Yapay Sinir Ağları.

ABSTRACT

LICENSE PLATE RECOGNITION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Kirami KAÇAN

Canakkale Onsekiz Mart University

Graduate School of Science and Engineering

Chair for Computer Engineering Thesis of Master of Science

Advisor: Assist. Prof. Dr. Ibrahim TÜRKYILMAZ

25.06.2010, 56

In this study, a highly successful Plate Recognition System (PRS) is designed. For this purpose, what stages PRS consist of and what procedures carried out with PRS are analyzed. A PRS is composed of the following three stages; (i) plate region determination, (ii) character segmentation and (iii) character recognition. Especially in the plate region determination stage, to increase system performance, an image enhancement process is made by using image processing algorithms on original image. Rectangular plate region is obtained by using edge based image processing methods on the binary level images. By the help of slope corrections, plate region obtained in the plate region determination stage is prepared for character segmentation stage. Characters are separated from each other by using vertical projections method on plate region. Segmented characters are made ready to the character recognition stage by thinning process. In the character recognition stage, a three-layer feedforward artificial neural network using backpropagation learning algorithm are constructed and characters are defined by using this artificial neural network.

Keywords: Image Processing, Character Segmentation, Character Recognition, Artificial Neural Networks.

İÇERİK	Sayfa
TEZ SINAVI SONUÇ BELGESİ.....	ii
İNTİHAL (AŞIRMA) BEYAN SAYFASI.....	iii
TEŞEKKÜR.....	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR	v
ÖZET	vi
ABSTRACT.....	vi
BÖLÜM 1 - GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2 - ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR	3
BÖLÜM 3 - MATERYAL VE YÖNTEM.....	6
3.1. Plaka Tanıma Sistemi.....	6
3.2. Plaka Bölgesinin Belirlenmesi	8
3.2.1. Görüntü Önileme	9
3.2.2. Dik Kenarları Belirleme	11
3.2.3. İstenmeyen Dik Kenarları Yok Etme	14
3.2.4. Dikdörtgensel Plaka Bölgesine Odaklanma	15
3.2.5. Dikdörtgensel Plaka Bölgesinin Kesilip Çıkarılması	19
3.2.6. Plaka Bölgesinde Meyil Düzeltme	20
3.3. Plaka Bölgesinde Karakterlere Odaklanma.....	22
3.3.1. Yatay Kenarlar Üzerinde Yatay İzdüşüm İşlemi	22
3.3.2. Dikey Kenarlar Üzerinde Dikey İzdüşüm İşlemi	24
3.4. Karakter Bölümleme	25
3.5. Karakter İnceltme	27
3.6. Karakter Tanıma	30
3.6.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)	30
3.6.2. YSA'ların Sınıflandırılması	31
3.6.3. İleri Beslemeli YSA	32
3.6.4. İleri Beslemeli YSA'nın Eğitilmesi	33
3.6.5. YSA'ya Gelen Karakterin Tanınması	40
BÖLÜM 4 - ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	41
4.1. Görüntü Önilemenin PTS Başarımına Etkisi	41
4.2. Dik Kenar Eliminasyonunda Kullanılan Eşik Değer Faktörü	43
4.3. Plaka Görüntüsünün İkili Seviyeye İndirgenmesinde Eşik Değer Faktörü.....	44
4.4. Kirli Plakalar ve Plakalarda İstenmeyen Parçalar	46
4.4. Kamera ve Araç Arasındaki Mesafe ve Bakış Açısı	48
BÖLÜM 5 - SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	51
KAYNAKLAR	54
Tablolar.....	I
Şekiller	III
Özgeçmiş	V

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Bilişim teknolojisinde hızla artan teknolojik gelişmeler sayesinde insanoğlu günlük hayattaki birçok işini artık bilgisayarlı sistemlere yaptırmaktadır. Bu yüksek teknolojik sistemler, modern hayatın akışı içinde gereksinimlerimizi hızla karşılamakta ve işlemlerimizi oldukça kolaylaştırmaktadır. Bu sistemler tarafından elde edilen birçok bilgi modern hayatın pek çok alanında kullanımını hızla artırmaktadır.

Modern hayatta çok büyük bir yere sahip olan trafikte kullanılan araçlar kendilerine tahsis edilmiş plaka numaraları ile tanınırlar. Bu numaralar ile araçlar hakkındaki bilgiler tutulur ve bu bilgiler kullanılarak çeşitli hukuki işlemler gerçekleştirilir. Son zamanlara kadar araçların plakaları insanlar tarafından okunur, yorumlanır ve çeşitli işler için bir bilgi temelini oluştururdu. Bir araç üzerinde gerçekleştirilecek herhangi bir işlem için araç plakasının okunmasında, insan faktöründen kaynaklanan hataları ortadan kaldıracak, daha hızlı ve tutarlı sonuçlar üretecek otomatik sistemlerin geliştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur.

Plaka tanıma sistemleri (PTS'ler) sadece araçların plakalarını tanımakla kalmaz aynı zamanda her birini diğerlerinden ayırt edebilirler. Köprü ve otoyollarda elektronik geçiş ücreti toplama ve kırmızı ışık ihlalini zorlaştırma gibi bazı uygulamalar için PTS plakayı kaydeder ve böylece araç sahibi için uygun bir ücret faturası çıkarır. Ticari araç işlemleri ve güvenli geçiş kontrolü gibi diğer uygulamalarda ise aracın plakasını veritabanında kayıtlı plakalarla karşılaştırarak, bir kamyonun ağırlık tartma istasyonuna uğrayıp uğramayacağı veya ticari bir taksinin belli bir park alanına girip giremeyeceğine karar verir.

Özellikle günümüzde PTS'lere yukarıda bahsedilen durumlar dışında da ihtiyaç duyulmaktadır. Dolayısıyla her amaca yönelik kullanılabilecek daha hızlı ve daha doğru sonuçlar üretebilecek PTS'lerin geliştirilmesine devam edilmektedir. Biz de bu çalışmamızda, şimdiye kadar geliştirilmiş PTS'leri avantajları ve dezavantajları yönünden analiz ettik ve özellikle günümüzde pek çok alanda kullanılan görüntü işleme ve yapay sinir ağları gibi popüler teknolojileri kullanarak etkin bir PTS geliştirmeye çalıştık.

Bu çalışmanın geri kalan kısmı şu şekilde yapılandırılmıştır. 2. Bölümde PTS ile ilgili önceki çalışmalar analiz edilerek literatür taraması yapılmıştır. 3. Bölümde genel olarak bir PTS'nin yapısı ve işlem aşamaları hakkında bilgi sunulmakta, bir PTS de kullanılan materyal ve yöntemler aşamalarıyla birlikte ele alınmakta, bir PTS için uygulanan adımlar teker teker incelenmekte ve yapay sinir ağlarının bu sisteme katkısı uygulamalı olarak ortaya konmaktadır. 4. Bölümde ise bu çalışma kapsamında tasarlanan PTS için elde edilen araştırma bulguları sebep ve sonuçlarıyla ortaya konmakta ve uygulanan yöntemlerin sistemin başarısına olan etkisi örnekleriyle gösterilmektedir. Son olarak da bu çalışmadan elde edilen sonuç ve değerlendirmeler ortaya konmaktadır.

BÖLÜM 2**ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR**

Şimdiye kadar geliştirilmiş PTS uygulamalarında plaka bölgesi belirleme, karakter bölümlenme ve karakter tanıma aşamaları için çeşitli yöntemler geliştirilmiş ve uygulanmıştır. PTS geliştiricileri, her aşamasında sistemlerinin başarımına uygun bir yöntem seçmişlerdir. Dolayısıyla her bir aşama için geliştirilmiş yöntemlerin ayrı ayrı incelenmesi gerekmektedir. Belli bir aşamada kullanılan bir yöntem bir PTS için başarılı sonuçlar üretirken başka bir PTS uygulamasında başarısız sonuçlara neden olabilmektedir.

Literatürde plaka bölgesi belirlemede kullanılan birçok yöntem vardır. Bunlar genellikle renk tabanlı (color-based), gri seviyeli (gray-level), ikili seviyeli (binary-level) ve öğrenme ve test tabanlı (classifiers) olarak adlandırılan dört kategoride gruplandırılmıştır (Anagnostopoulos ve ark., 2008). Bu kategorilerde geliştirilen her yöntemin kendine göre avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Başarım oranı yüksek bir PTS için en etkili sonucu verecek bir yöntem seçmek gerekmektedir.

Plaka bölgesi belirlemede kullanılan renk tabanlı (color-based) yöntemler karakteristik bir özellik olan renk kriteri üzerinden işlemler gerçekleştirmektedirler. İnsan algısıyla obje tanıma için renk kriteri çok güçlü bir özelliktir. Fakat bir araç görüntüsündeki renk değerleri farklı aydınlatma koşulları ve görüntü elde etme sistemlerinin kalitesine göre bir bilgisayar için farklı hassasiyetler gösterebilmektedir (Shi ve ark., 2005). Renklerin farklı koşullarda farklı durumlar göstermesi bu yöntemleri kullanan sistemlerin performansını olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Bu sistemler genelde belli renk değerlerine özgü çalışan sistemler olarak karşımıza çıkmaktadır (Anagnostopoulos ve ark., 2008). Bu da renk tabanlı yöntemlerin kullanımını oldukça kısıtlamaktadır. Literatürde bilinen renk tabanlı yöntemlere; renk model dönüşümleri ve bulanık mantık yöntemleri örnek olarak verilebilir. Renk model dönüşümü yöntemini kullanan Shi ve arkadaşları (2005) yaptıkları çalışmada Çin plaka modellerine ait renk kombinasyonlarını kategorilere ayırıştırarak plaka bölgesini belirlemeye çalışmışlardır, ancak bu yöntemin başarılı olabilmesi için kategorilendirme aşamasının düzgün yapılması gerektiğini ifade etmişlerdir. Zimic ve arkadaşları (1997) yaptıkları çalışmada plakadaki

renk değerleri üzerinde insan algısını temel alan bulanık kurallar belirleyerek bulanık mantık yöntemiyle plaka bölgesini tespit etmeye çalışmışlardır.

Plaka bölgesi belirlemede kullanılan gri seviyeli (gray-level) yöntemler ise elde edilen gri seviyeli görüntü üzerinde işlem yapmaktadır. Gri seviye; renk değerlerinin grinin tonları arasında dağılması demektir [siyah(0) ... {grinin tonları} ... beyaz(255)]. Renk tabanlı yöntemlere göre daha çok tercih edilir ve yaygın bir şekilde kullanılırlar. Başarım oranı renk tabanlı yöntemlerden daha yüksektir. Fakat bu metotlar büyük boyutlu görüntülerde yüksek işlem yükü ve hesaplama süresinin uzun olması gibi dezavantajlara sahiptir. Orijinal görüntünün minimum çözünürlükte olması başarım oranını artırsa da bu çözünürlükteki görüntülerden anlamlı karakterler elde etmek bazı durumlarda neredeyse imkânsızdır (Kahraman ve ark., 2003). Literatürde bu kategoride Vektör nicelendirmesi (Vector quantization), Hough dönüşümü, Gabor dönüşümü ve Wavelet analizi kullanılarak geliştirilmiş birçok yöntem vardır. Zunino ve arkadaşları (2000) yaptıkları çalışmada plaka bölgesinde açık zemin üzerinde koyu piksel yoğunlukları olduğunu belirtmişler ve uyarlanabilir vektör nicelemesi kullanarak bu bölgeleri tespit etmeye çalışmışlardır. Duan ve arkadaşları (2005) yaptıkları çalışmada görüntünün kenar bilgisi üzerinden Hough dönüşümü uygulayarak plakayı çevreleyen sınırları bulmaya çalışmışlardır. Kahraman ve arkadaşları (2003) yaptıkları çalışmada Gabor süzgeçleri ve ikili ayrışma ağacına dayalı vektör niceleme yöntemleri kullanarak plaka bölgesini tespit etmeye çalışmışlardır. Hsieh ve arkadaşları (2005) yaptıkları çalışmada plaka bölgesini tespit etmek için Wavelet analizini kullanarak görüntü üzerindeki kontrast özelliklerini belirleyerek plaka bölgesini tespit etmeye çalışmışlardır.

Plaka bölgesi belirlemede kullanılan bir diğer yöntem, öğrenme ve test tabanlı sınıflandırma (test based classifier) yöntemleridir. Bu yöntemlerde, mevcut dikdörtgensel plaka örnekleri yardımıyla sistem eğitilmekte ve gelen orijinal görüntü test edilerek yeni plaka bölgesinin koordinatlarının belirlenmesine çalışılmaktadır (Dlagnekovin, 2004). Muhtemel plaka bölgelerinin boyutlarının büyüklüğü hesaplama zamanını artırmakta ve dolayısıyla bu sistemler oldukça yavaş çalışmaktadırlar (Gang ve ark., 2006). Bu kategoride kullanılan yöntemler için genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları örnek verilebilir. Nijhuis ve arkadaşları (1995) yaptıkları çalışmada yapay sinir ağarlı ve bulanık mantık kullanarak araç plakalarını tanımaya çalışmışlardır. Xiong ve arkadaşları (2000) ve Kim ve arkadaşları (1996) yaptıkları çalışmalarında plaka bölgesini belirlemek için genetik algoritmaları etkin bir şekilde kullanmışlardır.

Bunlardan başka bir de plaka bölgesi belirlemede ikili seviyede (binary-level) arama yapan yöntemler vardır. Bu yöntemler plaka bölgesindeki renk, şekil ve boyut gibi belirli özelliklerden etkilenmemektedirler. Bunlar, hesaplama kapasitesi daha yüksek olan basit ve hızlı sistemler olarak karşımıza çıkmaktadırlar. Kenar istatistiği ve matematiksel morfoloji kullanılarak sonuca gitmektedirler (Hongliang ve ark., 2004). Bu yöntemlere aynı zamanda kenar tabanlı yöntemler de denilmektedir ve başarı oranı ortalama %97 civarındadır (Anagnostopoulos ve ark., 2008). Bu çalışmada tasarladığımız sistemde plaka bölgesinin belirlenmesinde ikili seviyede arama yapan bir yöntem tercih edilmiştir. Zheng ve arkadaşları (2005) yaptıkları çalışmalarında plaka bölgesinin zengin kenar ve doku bilgisi içerdiğini tespit etmişler ve plaka bölgesinin belirlenmesi için görüntünün kenar bilgisi üzerindeki yerel yoğunluk değişimi üzerinde kenar istatistiği ve morfolojik yöntemler kullanmışlardır.

Karakter bölümlenme aşamasında ikili seviyede yatay dikey izdüşümler, matematiksel morfolojiler ve kontur izleme gibi yöntemler kullanılmaktadır. Karakter bölümlenmede en yaygın kullanılan ve en basit yöntem izdüşüm yöntemleridir. Shi ve arkadaşları (2005) yaptıkları çalışmada ikili seviyede dikey izdüşümleri kullanarak karakterleri birbirlerinden ayırmaya çalışmışlardır. Nomura ve arkadaşları (2005) çalışmalarında karakter bölümlenme için histogram eşitleme temelli yeni bir adaptif morfolojik yöntem önermişler ve histogram izdüşümündeki doğal segmentasyon noktalarını arayıp bu noktaları aynı karaktere uygun parçalarla birleştirerek karakterleri birbirinden ayırtmaya çalışmışlardır. Capar ve Gökmen (2006) çalışmalarında plakaları ayırtmak için şekil güdümlü aktif bir kontur modeli geliştirmişlerdir.

Karakter tanıma aşamasında ise Markov modelleri, vektör makineler, yapay sinir ağları ve şablon eşleştirme gibi yöntemler kullanılmaktadır. Duan ve arkadaşları (2005) çalışmalarında karakter tanıma aşamasında Markov modellerini, Kim ve arkadaşları (2005) destek vektör makinelerini, Anagnostopoulos ve arkadaşları (2008) yapay sinir ağlarını ve Comelli ve arkadaşları (1995) ile Huang ve arkadaşları da (2004) çalışmalarında şablon tanıma yöntemlerini kullanmışlardır.

Biz de yapmış olduğumuz çalışmada plaka bölgesinin belirlenmesinde ikili seviyede kenar tabanlı görüntü işleme yöntemlerini, karakter bölümlenmede ikili seviyede dikey izdüşüm yöntemini ve karakter tanımda da çok katmanlı yapay sinir ağlarını kullandık.

BÖLÜM 3**MATERYAL VE YÖNTEM**

Bu bölümde bir PTS'nin tanımı, işlevi, hangi aşamalardan oluştuğu ve bu aşamalarda kullanılan materyal ve yöntemler detaylı bir şekilde anlatılmaktadır. Özellikle PTS aşamalarında kullanılan; kenar bulma, konvolüsyon, filtreleme, meyil düzeltme ve karakter inceltme gibi görüntü işleme yöntemleri ayrıntılarıyla ele alınmakta ve sistemin geliştirilmesindeki katkıları ortaya konmaktadır. Bunun yanında karakter tanıma aşamasında kullanılan YSA'ların yapıları ve bu sistemin tasarımındaki fonksiyonları ayrıntılı olarak anlatılmaktadır.

3.1. Plaka Tanıma Sistemi

Plaka tanıma sistemi (PTS); araçları, plakaları yardımıyla tanımaya çalışan bir görüntü işleme teknolojisidir. PTS esasında belirli bir donanım aygıtı (dijital görüntü elde etme cihazı) ile çekilmiş görüntü içerisinde bulunan araç plakasının konumunun tespit edilmesi ve plaka karakterlerinin okunması için yapılan bir dizi işlem ardışıklığıdır. Günümüzde PTS'ler araç takibi, trafik denetimi, köprü ve otoyollarda otomatik geçiş ve otopark giriş çıkışları gibi alanlarda günümüz ihtiyaçlarına sistematik çözümler üretmek için kullanılmaktadır.

PTS donanımsal ve yazılımsal olmak üzere iki ana kısımdan oluşmaktadır. Bir PTS'nin donanımsal kısmında, plakası okunacak aracın resmi çekilerek dijital görüntüsü elde edilir. Bu işlem için genelde bir görüntü elde etme cihazı ve bir aydınlatma elemanı kullanılır. Bu donanımsal aygıtlar PTS'nin çalışacağı yere önceden monte edilir ve gelen araçların resmini çeker. Gerçekte yapılan tüm çalışmalarda donanımsal kısım PTS içine dâhil edilmez ve dolayısıyla bir PTS denildiği zaman elde edilmiş bir görüntü üzerinde çeşitli işlemler uygulayarak araç plakasını tanıyan bir yazılım modülü akla gelmektedir. Bir PTS genelde üç yazılım modülünden oluşmaktadır (Anagnostopoulos ve ark., 2008):

1. Plaka bölgesinin belirlenmesi (Plate Region Determination); orijinal araç görüntüsünden aracın plakasını içeren dikdörtgensel plaka bölgesinin saptanması ve çıkarılması.
2. Karakter bölümlenme (Character Segmentation); plaka bölgesindeki karakterlerin birbirinden ayrıştırılarak, her bir karakterin karakter tanıma sisteminin kullanımına hazır hale getirilmesi.
3. Karakter tanıma (Character Recognition); orijinal görüntüden elde edilen görüntü tabanlı plaka karakterlerinin bilgisayar tarafından anlamlandırılacak metinsel bir ifadeye dönüştürülmesi.

Yukarıdaki ilk iki aşamada son derece karmaşık görüntü işleme teknikleri ve son aşamada da yapay sinir ağları kullanılmaktadır. Günümüze kadar bu aşamalar için geliştirilmiş birçok yöntem bulunmaktadır. Her bir yöntem PTS aşamaları için kendine göre bir avantaja sahiptir. PTS de kullanılan yöntemlerin başarımlarının ortam koşullarına ve araç görüntüsünü elde etmede kullanılan donanım cihazına bağlı olduğu açıktır. Başarımlarına etki eden nedenler iki ana başlık altında aşağıda sıralanmaktadır:

1. Görüntü elde etme mekanizması:
 - Işıklendirme sistemi.
 - Kamera çözünürlük kalitesi.
2. Ortam koşulları:
 - Artalanda karmaşıklığı artıracak nesnelere.
 - Kamera – araç uzaklığı, açısı.
 - Araç hızı.
 - Plakalardaki zedelenme, kirlilik, siliklik.
 - Renk ve şekil bakımından plaka çeşitleri.
 - Aşırı gün ışığı, aşırı karartı veya gölge.
 - Günlük hava koşulları; açık, kapalı, yağmurlu, karlı havalara.

Geliştirilmiş birçok PTS; sabit arka plan, kontrollü ışıklandırma, önceden belirlenmiş sabit kamera – araç uzaklığı, açısı ve sınırlı plaka tiplerinde çalışabilmektedir (Chang ve ark., 2004). Bu kısıtlamalardan dolayı PTS’ler önceden belirli bir kullanım amacı ve ortamına göre en yüksek başarımlarını vermektedirler. Dolayısıyla günümüzde pek çok kullanım amacı ve ortamı için de etkili sonuçlar üretebilecek PTS’lerin geliştirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmadaki amacımız; YSA ve çeşitli görüntü işleme teknikleri kullanarak daha az işlem zamanı gerektiren, hesaplama gücü yüksek ve tanıma oranı daha iyi olan bir PTS geliştirmektir.

3.2. Plaka Bölgesinin Belirlenmesi

İkili seviyedeki (binary-level) görüntüler üzerinde kenar tabanlı (edge-based) görüntü işleme yöntemleri kullanılarak araç görüntüsünden dikdörtgen plaka bölgesinin elde edilmesi amaçlanmaktadır. Bu yöntemler, gerçekte de görüntü üzerinde var olan, plaka bölgesinin zengin kenar (edge) ve doku (texture) bilgisi içerdiği kabulüne dayanır (Zheng ve ark., 2005). Dikdörtgen plaka bölgesinin artalanı ile karakterler arasındaki renk değerleri bakımından oluşan aşırı derecedeki yoğunluk farkı kenar analizinde kullanılan çok güçlü bir özelliktir. Plaka bölgesindeki parlaklık değişiminin görüntüdeki diğer yerlerden daha belirgin ve daha sık olduğu kabul edilir. Kenar tabanlı yöntemler renk kriterinden bağımsız olduğu için farklı artalan rengine (kırmızı, mavi, yeşil vs.) veya farklı renkte karakterlere sahip her plaka türü için kullanılabilir. Bütün ülkelerin tüm plaka çeşitlerinde plaka bölgesinin artalanı ile karakterlerin rengi birbirinden keskin bir farkla ayırt edilebilmektedir. Bu keskin renk ayrımı bize her zaman bir veya daha fazla kenar bilgisi döndürmektedir. Bu yöntem, bir zayıflık olarak düşünülecek olursa, ne yazık ki istenmeyen kenarlara karşı da çok hassas olabilmektedir. Plaka bölgesinin dışında bütün araç görüntüsündeki keskin renk geçişine (değişimine) sahip bütün yerler kenar olarak ortaya çıkmaktadır. Dolayısıyla bu yöntemler, *orijinal görüntü üzerinde plaka bölgesinin haricindeki alanlarda, plaka bölgesindeki dik kenar yoğunluğundan daha fazla kenar oluşmasına sebep olabilecek* artalanlarda karmaşık detaylara sahip görüntüler için uygulanması sırasında zorluklar çıkarmaktadır. Orijinal görüntüde plakadan başka harf ve rakamların varlığı, araçlar üzerine yapıştırılmış etiketler, reklam yazıları, çıkartmalar ve çok uzun veya çok kısa dik kenarlara sebep olacak detaylar bu tip problemlere neden olabilmektedir. Görüntü ön işleme algoritmaları ve morfolojik yöntemler kullanılarak bu

problemlerin üstesinden gelebilecek etkin çözümler de üretilebilmektedir (Anagnostopoulos ve ark., 2008).

3.2.1. Görüntü Önışleme

Plaka bölgesinin belirlenmesi için elde edilen görüntü üzerinde, plakası tanınacak araç görüntüsünden başka, birçok nesnenin de görüntüsü bulunabilmektedir. Bu nesnelere çoğunlukla araç civarında bulunan ve kameranın görüş alanına dâhil olan ağaç, çalı, bina, yol tabelası, levha ve kaldırım taşları gibi canlı veya cansız varlıklar olmaktadır. Bu tür nesnelere kenar bulma işleminde istenmeyen kenarlara sebep olabilecek detaylara sahip olabilmektedirler. Bu nesnelere başka görüntü üzerinde aşırı derecede kenar yoğunluğuna sebep olabilecek gürültü olarak adlandırabileceğimiz küçük ayrıntılar da bulunabilmektedir.

Plaka bölgesi belirleme aşamasında kullandığımız kenar tabanlı yöntemler görüntü üzerindeki bu detaylar ve gürültülerden olumsuz yönde etkilenmektedirler. Dolayısıyla görüntüyü kenar bulma işlemine tabi tutmadan önce istenmeyen kenarlara sebep olabilecek detaylar ve gürültülerin giderilmesi gerekmektedir. Şekil 1 deki orijinal görüntü önışleme işlemine tabi tutulduktan sonra görüntü üzerindeki gürültülerin, özellikle de kaldırım taşları arasındaki ince detayların bulanıklaşarak komşu renk değerleri arasında kaybolduğu görülmektedir (bakınız Şekil 2).



Şekil 1. Orijinal araç görüntüsü.

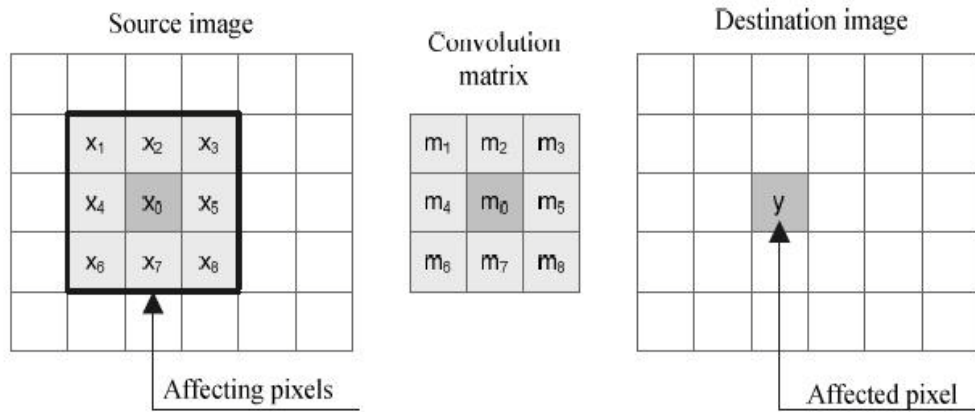


Şekil 2. Gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsü.

Görüntü üzerindeki detayları ve gürültüleri ortadan kaldırmak için kullanılan en basit ve hızlı görüntü işleme yöntemi ortalama filtreleme (mean filtering) yöntemidir (Gonzalez ve Woods., 2002). Ortalama filtreleme (mean filtering); bir görüntüdeki her bir piksel değerinin, belli bir çerçevedeki komşularının ortalama değeri yardımıyla iyileştirilmesi prensibine dayalı çalışmaktadır. Her bir görüntü işlemi gibi ortalama filtre de aslında konvolüsyon (convolution) işlemi için bir konvolüsyon matrisi olarak kullanılmaktadır.

Konvolüsyon işlemi, pek çok görüntü işleme operatörünün temel taşı olan matematiksel bir işlemdir (Gonzalez ve Woods., 2002). Konvolüsyon matrisi (filtre elemanı ya da maske elemanı) sol üst köşeden başlayarak ana görüntü üzerinde piksel piksel gezdirilir. Filtre, o anki pikseli merkezine alacak şekilde konumlandırılır (bakınız Şekil 3). Formül (3.1)'e göre üst üste binen piksellerin değerleri çarpılır ve bu çarpımlar toplanır. Elde edilen sonuç o pikselin yeni değeri olarak kullanılır. Bu işlem görüntü üzerindeki tüm piksel değerleri için uygulanarak convolution işleminin sonucu elde edilir.

$$y = \sum_{i=0}^8 x_i \times m_i \quad (3.1)$$



Şekil 3. Ana görüntü ile filtre elemanının (konvolüsyon matrisi) konvolüsyon işlemine tabi tutulması.

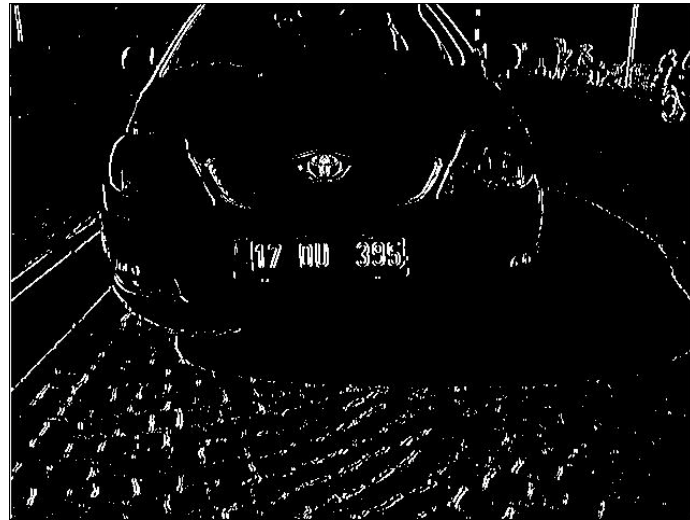
3.2.2 Dik Kenarları Belirleme

Kenar belirleme, özellik çıkarma (feature extraction) ve nesne bölümlenmede (object segmentation) görüntüden bilgi elde etmek için çoğu görüntü işleme uygulamasında kullanılan temel bir araçtır (Hazanchuk ve Neoh., 2004). Kenar belirleme yöntemleri bir görüntüdeki keskin renk geçişine sahip piksel noktalarını bulma prensibi dikkate alınarak geliştirilmiştir. Renk değerlerindeki ani değişimler genelde görüntü içindeki objelerin sınırlarına karşılık gelmektedir. Kenar bulma işlemi, temel olarak bir kenar belirleme operatörü (maske ya da filtre elemanı) ile orijinal görüntünün konvolüsyon işlemine tabi tutulmasını içermektedir. Kenar belirleme için önerilen pek çok filtre elemanı mevcuttur. En yaygın kullanılan popüler filtre elemanı Sobel operatörüdür (Gonzalez ve Woods., 2002). Kenar belirlemede kullanılan mevcut filtre operatörleri iki grup altında kategorize edilir:

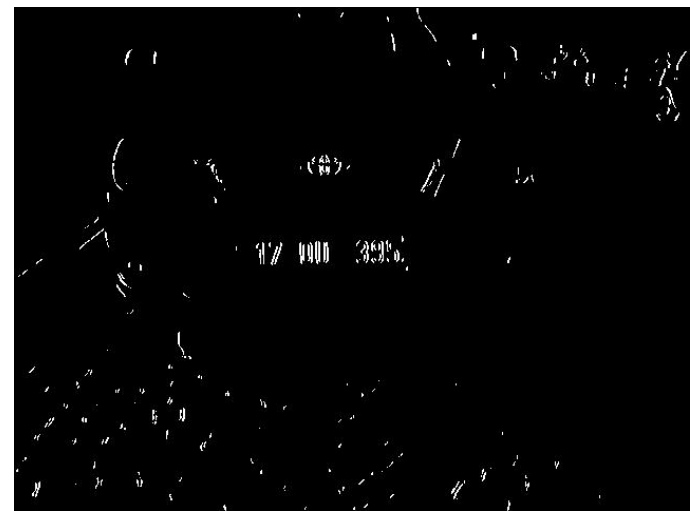
1. Gradient operatörleri: İki boyutlu bir sinyal olan görüntünün birinci türevi üzerinde yerel maksimumlara bakarak kenarlar belirlenir. Elde edilen gradient değerleri üzerinde önceden belirlenmiş bir eşik değeri kullanılır. Eşik değerinden büyük veya eşit olan gradient değerlerine sahip yerler yerel maksimum (kenar olacak yerler) olarak belirlenir.
2. Laplacian operatörleri: Görüntünün ikinci türevi üzerinde sıfır-geçişler (zero-crossing) aranarak kenarlar belirlenir. Bir eşik değeri belirlenerek bu değerin üzerinde olan noktalar zero-crossing yani kenarlar olarak belirlenir.



Şekil 4. Sobel operatörü kullanılarak araç görüntüsünden edilen “Yatay ve Dikey kenar” görüntüsü.



Şekil 5. Sobel operatörü kullanılarak araç görüntüsünden edilen “dik kenar” görüntüsü.



Şekil 6. İstenmeyen kenarlardan arındırılmış dik kenar görüntüsü.

Kenar belirleme işlemine tabi tutulan bir görüntüde yatay ve dikey olmak üzere iki farklı kenar bilgisi elde edilir (bakınız Şekil 4). Kenar tabanlı plaka bölgesi tespiti çalışmalarında bizim için en önemli bilgi, sayısal görüntü içerisindeki plaka bölgesinin dikey kenarlarından oluştuğu bilgisidir. Bir plaka, beyaz zemin üzerine siyah tonlu harf ve sayılardan oluşmaktadır. Plakayı oluşturan bu harf-sayı karakterlerinden elde edilecek dik kenarlar daha belirgin olmaktadır ve dolayısıyla bizde dikkatimizi dik kenarları çıkarılmış görüntü üzerinde dik kenarların yığılma yaptığı yerel alanlar üzerine yoğunlaştıracağız. Bu çalışmada, kenar bilgisi çıkarılmış görüntüde dik kenarları elde etmek için Sobel operatörü kullanılmaktadır. Dik kenar belirleme işlemi şu şekilde gerçekleşir; gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsü Şekil 7’de verilen dik kenar belirleme için kullanılan Sobel filtre elemanı ile konvolüsyon işlemine tabi tutulur. Elde edilen değerlerden belli bir eşik seviyesinin altında kalanlar 0 (siyah kenar) üstünde olanlar da 1 (beyaz kenar) olarak belirlenir. Böylece gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsünün dik kenar görüntüsü elde edilmiş olur (bakınız Şekil 5).

a).		b).																		
<table border="1"><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>2</td><td>0</td><td>-2</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr></table>	1	0	-1	2	0	-2	1	0	-1		<table border="1"><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr></table>	1	2	1	0	0	0	-1	-2	-1
1	0	-1																		
2	0	-2																		
1	0	-1																		
1	2	1																		
0	0	0																		
-1	-2	-1																		

Şekil 7. a). Dik kenar belirlemede kullanılan sobel filtre elemanı, b). Yatay kenar belirlemede kullanılan sobel filtre elemanı.

3.2.3 İstenmeyen Dik Kenarları Yok Etme

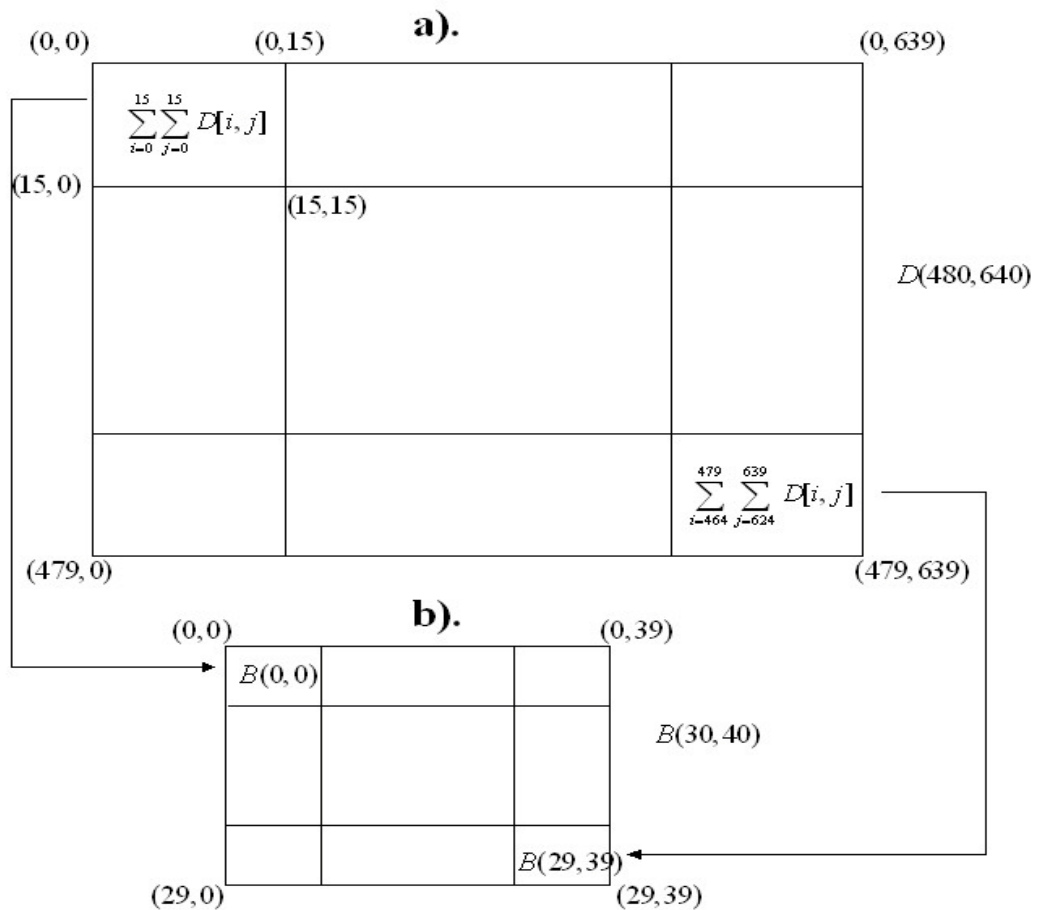
Kenar tabanlı plaka bölgesi tespiti çalışmalarında problem oluşturabilecek en önemli faktör dik kenarları elde edilmiş görüntü üzerinde plaka bölgesine ait dik kenarlara ek olarak başka dik kenarlarında oluşmasıdır. Bu durum dik kenarları elde edilmiş görüntü üzerinde plaka bölgesinin olduğu yerel bölgeye odaklanmamızı engelleyebilmektedir. Bu gibi durumlarda, eğer dik kenarları elde edilmiş görüntü üzerinde plaka bölgesinin oluşturduğu dik kenar yoğunluğundan daha fazla olan bir bölge varsa tasarlanan sistem o bölgeyi plaka bölgesi olarak algılayabilmektedir. Hatta bazı durumlarda dik kenarları elde edilmiş görüntü üzerinde, plaka bölgesinin kenar yoğunluğundan daha fazla olan birçok bölge de oluşabilmektedir. Biz burada bu sorunu aşmak için plaka bölgesinden çıkan dik kenarlar haricindeki dik kenarları elimine etmeye çalıştık. Bunun için Zheng ve ark. (2005)'de önerilen eliminasyon yöntemini kullandık. Zheng ve ark. (2005) bu yöntem ile yaptığı testler sonucunda plaka bölgesindeki dik kenarların en az 5 piksel, en fazla 20 piksel uzunluğa sahip olduğunu tespit etmiştir. Önerdikleri yöntemde dik kenarları elde edilmiş görüntü üzerinde bu sınırların dışında kalan kenarlar dikkate alınmamıştır.

Yaptığımız çalışmada istenmeyen dik kenarları yok etmek için Zheng ve ark. (2005)'de önerdikleri maksimum eşik değerinin çok düşük olduğunu gözlemledik. Dolayısıyla bu sorunu gidermek için uygun bir maksimum eşik değeri belirlemek ihtiyacı hissettik. Belirli sayıda görüntü üzerinde yapılan testler sonucunda maksimum eşik değerini 40 piksel olarak yeniden belirledik. Dik kenar görüntüsü üzerinde 5 pikselden küçük, 40 pikselden büyük dik kenarları yok ederek istenmeyen dik kenarları ortadan kaldırdık. Şekil 5'deki dik kenar görüntüsü üzerinde elimine işlemi yapıldıktan sonra elde edilen istenmeyen dik kenarlardan arındırılmış dik kenar görüntüsü Şekil 6'da verilmektedir. Şekil 6'ya bakıldığında yok etme işlemi sonucunda Şekil 5 de görülen çok uzun ve çok kısa kenarların net bir şekilde ortadan kaybolduğu görülmektedir. Bu durumda artık en yüksek yerel dik kenar yoğunluğuna sahip tek bölge plaka bölgesi olarak karşımıza çıkmaktadır.

3.2.4 Dikdörtgensel Plaka Bölgesine Odaklanma

Plaka bölgesine odaklanmak için ilk olarak istenmeyen dik kenarlardan arındırılmış dik kenar resmi üzerinde yerel dik kenar yoğunluklarını elde etmek gerekmektedir. Yerel dik kenar yoğunluklarını elde etmek için elimine edilmiş dik kenar resmi (16×16) boyutlarında 30×40 tane yerel bloğa bölünür ve her bir yerel bloktaki beyaz piksel sayısı Formül (3.2) yardımıyla hesaplanır. Eşitlikte kullanılan k ve l değerleri $0 \leq k < 30$ ve $0 \leq l < 40$ aralığında bulunmaktadır. Her bir blok için hesaplanan bu değerler $D(480 \times 640)$ matrisinin 16 da 1 boyutlarına sahip bir $B(30 \times 40)$ matrisine depolanır (bakınız Şekil 8).



$$B[k, l] = \sum_{i=16 \times k}^{(16 \times (k+1) - 1)} \sum_{j=16 \times l}^{(16 \times (l+1) - 1)} D[i, j] \quad (3.2)$$



Şekil 8. Yerel dik kenar yoğunluklarının hesaplanması. a). Dik kenar “D” matrisi, b). Dik kenar matrisinden elde edilen yerel yoğunlukların depolandığı “B” matrisi.

Bu işlemler sonucunda oluşan yerel dik kenar yoğunluklarını tutan B matrisinin görüntüsü Tablo (1-a) da gösterilmektedir. Buradaki Şekillere bakıldığında yerel dik kenar yoğunluklarının siyah zemin üzerinde beyaz noktalar olarak ortaya çıktığı görülür. Burada noktaların beyazlığının netliği o bölgedeki yerel yoğunluk seviyesinin sayısal değerine göre şekillenmektedir. En net beyazlığa sahip olan nokta en yüksek yerel dik kenar yoğunluğuna sahip olan muhtemel plaka bölgesidir.

Tablo 1. Yerel dik kenar yoğunlukları.


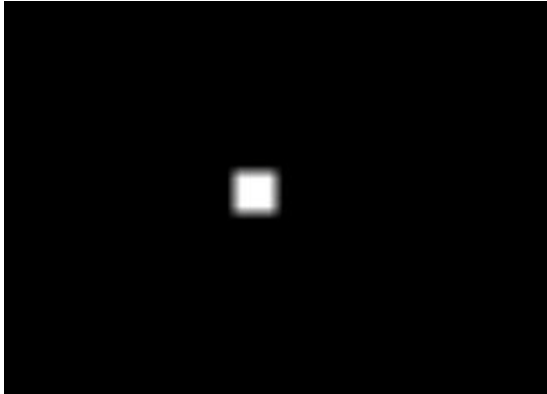
<p>a). Yerel dik kenar yoğunluklarını gösteren B matrisinin görüntüsü.</p> 	<p>b). Yok etme işleminden sonra elde edilen yeni B matrisinin görüntüsü.</p> 
--	--

B matrisi üzerinde en yoğun dik kenarların olduğu değerleri elde etmek için bir yok etme işlemi daha gerçekleştirilir. Bu işlem önceden belirlenmiş bir eşik değerinin altında kalan değerlerin sıfırlanmasıdır. Burada önemli olan, bu işlem için uygun bir eşik değerinin belirlenmesidir. Sisteme gelen her farklı görüntü için uygun bir sonuç üretecek ve her görüntüye özgü olacak bir eşik değerinin belirlenmesi gerekmektedir. Dinamik olarak çalışma zamanında bir eşik değeri döndürecek bir fonksiyon yazılarak bu problemin üstesinden gelinmiştir. Bu işlem şu şekilde gerçekleştirilir; ilk olarak kendisine parametre olarak gelen matrisin (değeri sıfırdan farklı olan elemanlarının) ortalamasını alan bir fonksiyon yazılır. Başlangıçtaki B matrisi bu fonksiyona gönderilerek birinci eşik değer elde edilir. Eğer bu eşik değer başlangıçtaki B matrisinin maksimum elemanının yarısından küçükse B matrisinin eşik değerden küçük olan elemanları sıfırlanır. Daha sonra yeni B matrisi tekrar fonksiyona gönderilir ve yeni eşik değer elde edilir ve eşik değer başlangıçtaki B matrisinin maksimum elemanının yarısından küçükse B matrisinin eşik değerden küçük olan elemanları sıfırlanır. Bu işlem, elde edilen yeni eşik değer başlangıçtaki B matrisinin maksimum elemanının yarısından küçük olduğu sürece

tekrarlanır. Tablo (1-b) de yok etme işleminden sonra elde edilen yerel dik kenar yoğunluklarının görüntüsü verilmektedir. Şekilde görüldüğü gibi yok etme işleminden sonra Tablo (1-a) daki hafif beyaz noktalar büyük oranda yok edilmiştir. Böylece sistemin mümkün olduğunca plaka bölgesine odaklanmasına zemin hazırlanmıştır.

Aday plakla bölgelerini belirlemek için yerel bölgelerdeki dik kenar yoğunluklarını gösteren B matrisi tüm elemanları 1 olan bir $W(3 \times 11)$ matrisi ile konvolüsyon işlemine tabi tutulur. W matrisi ortalama bir plaka boyutundan biraz daha büyük boyutlarda muhtemel plaka bölgelerini belirginleştirecektir. W matrisinin boyutları çalışmada kullanılan görüntülerin analizi sonucunda belirlenmektedir. B matrisinin W filtre elemanı ile konvolüsyon işlemine tabi tutulması ile elde edilen aday plaka bölgelerini gösteren Z matrisinin görüntüsü Tablo (2-a) da verilmektedir. Şekilde görüldüğü gibi convolution işleminden sonra aday plaka bölgeleri parlaklık derecelerine göre ortaya çıkmıştır. Şekildeki en parlak bölge muhtemel plaka bölgesi olarak karşımıza çıkacaktır. Dolayısıyla sistemin sonraki aşaması Z görüntüsündeki bu en parlak bölgeye odaklanmak olacaktır. Bunun içinde görüntü üzerindeki düşük parlaklıktaki diğer bölgelerin mümkün olduğunca yok edilmesi gerekmektedir.

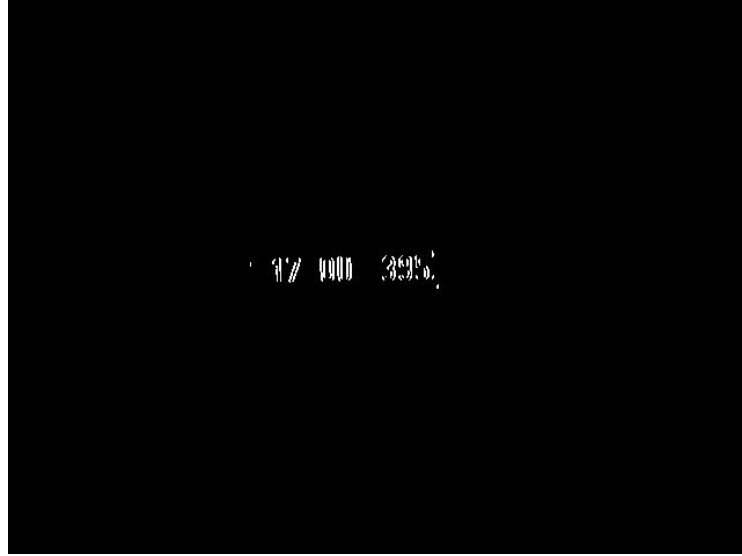
Tablo 2. Aday plaka bölgeleri.

<p>a). Aday plaka bölgelerini gösteren Z matrisinin görüntüsü.</p> 	<p>b). Yok etme işleminden sonra oluşan yeni Z matrisinin görüntüsü.</p> 
---	--

Burada Tablo (2-a) daki Z görüntüsünde birden fazla yerel bölge olduğu görülmektedir (beyaz dikdörtgensel bölgeler). Bu beyaz bölgeler içinde muhtemel plaka bölgesini temsil edecek yerel bölgenin elde edilmesi için Z matrisi üzerinde de bir yok etme işlemi uygulanması gerekmektedir. Bu işlem Z matrisinin maksimum değerinden küçük

olan değerlerin sıfırlanmasıyla gerçekleştirilmektedir. Z matrisinden elde edilen bu yerel bölgenin plakayı tümüyle kapsayabilmesi için bu yerel bölgenin boyutlarının düzenlenmesi gerekmektedir. Tablo (2-a) daki Z matrisi üzerinde yapılan eliminasyon işleminden sonra elde edilen yeni matrisin görüntüsü Tablo (2-b) de verilmektedir. Şekilde görülen beyaz alan araç plakasının orijinal görüntü üzerindeki muhtemel konumuna karşılık gelmektedir.

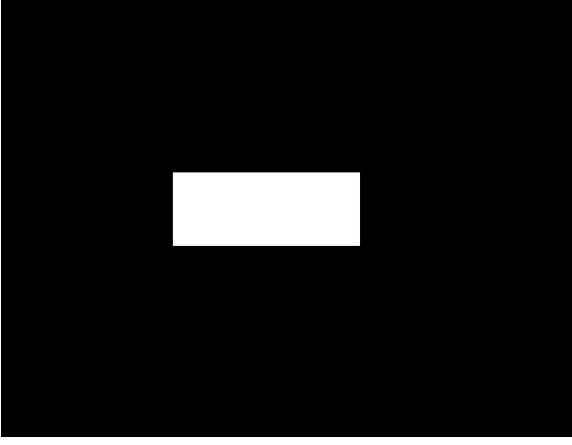
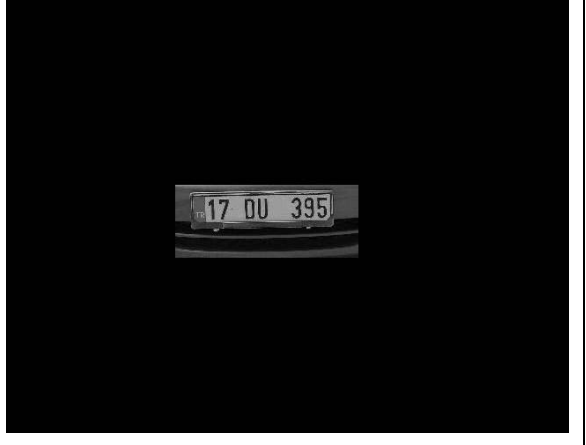
Z matrisiyle elde edilen muhtemel plaka bölgesini gösteren bu yerel bölgenin koordinatları, dik kenar matrisiyle (D) geriye doğru eşleştirilerek Z matrisi üzerindeki bu yerel bölgenin dik kenar görüntüsü (D) üzerindeki izdüşümü elde edilir. Bu işlem sonucunda Şekil 9 da görüldüğü gibi sadece plaka bölgesine ait dik kenarlar elde edilmiştir.



Şekil 9. Dik kenar görüntüsü üzerinde sadece plaka bölgesindeki dik kenarlara yoğunlaşmış D matrisinin görüntüsü.

Muhtemel plaka bölgesinin, plakayı tümüyle kapsayacak şekilde belirlenebilmesi için Z matrisindeki her bir beyaz piksele karşılık gelen D matrisindeki (16×16) lık her yerel bölgenin tüm piksel değerleri 1, D matrisinde geri kalan diğer bölgelerdeki piksel değerleri de 0 olacak şekilde yeniden düzenlenir. Bu işlem sonucunda elde edilen, muhtemel plaka bölgesini tümüyle kapsayacak dikdörtgensel yerel bölgeyi gösteren N matrisinin görüntüsü Tablo (3-a) da verilmektedir.

Tablo 3. Muhtemel plaka bölgesine odaklanma.

a). Muhtemel plaka bölgesini tümüyle kapsayacak dikdörtgensel yerel bölgeyi gösteren N matrisinin görüntüsü. 	b). Orijinal görüntü üzerinde Muhtemel plaka bölgesinin görüntüsü. 
--	---

Sonraki aşama için N matrisi değerleri 0 veya 1 olacak şekilde indirgenmeye tabi tutulur. Orijinal görüntü üzerinde plaka bölgesinin konumunun belirlenmesi işlemi orijinal resmi temsil eden A matrisi ile N matrisinin elemanlarının karşılıklı çarpımları ile elde edilir (bakınız Tablo (3-b)).

3.2.5 Dikdörtgensel Plaka Bölgesinin Kesilip Çıkarılması

Muhtemel plaka bölgesini tümüyle kapsayacak dikdörtgensel yerel bölgeyi gösteren N matrisindeki dikdörtgensel beyaz bölgenin (x, y) eksenindeki başlangıç ve bitiş koordinatları belirlenir. Belirlenen bu koordinatlarla birlikte dikdörtgensel plaka bölgesi Şekil 10 daki gibi orijinal görüntüden kesilip çıkarılmaktadır.

**Şekil 10.** Araç plakasını içeren dikdörtgensel plaka bölgesi.

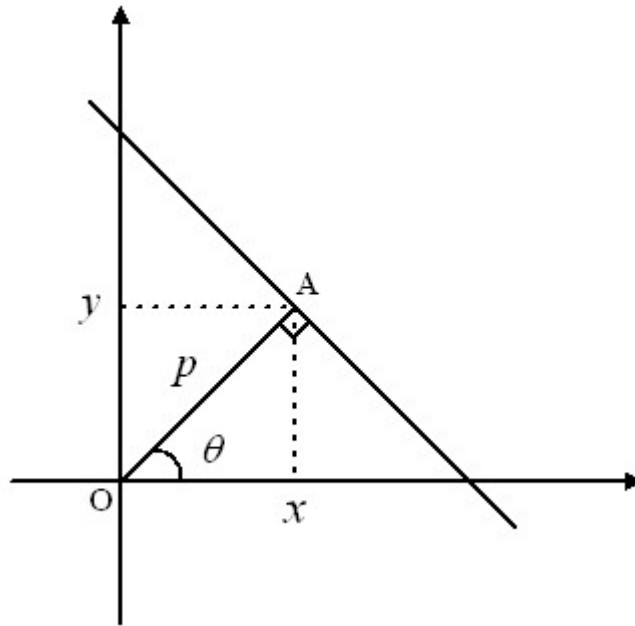
3.2.6 Plaka Bölgesinde Meyil Düzeltme

Görüntüyü çeken kamera ile araç arasındaki bakış açısından kaynaklanan meyil bozukluklarını gidermek için meyil düzeltme işlemi yapmak gerekmektedir. Plaka bölgesindeki karakterlerin parçalanması işleminde etkin sonuçlar üretebilmek için plakanın yataya paralel hale getirilmesi gerekmektedir. Bunun için öncelikle meyil açısının belirlenmesi gerekmektedir. Burada meyil açısını belirlemek için Radon dönüşümü kullanılmaktadır.

Radon dönüşümü genel olarak (x, y) Kartezyen koordinat sistemindeki noktaların (p, θ) Polar koordinat sistemindeki izdüşümlerini hesaplar (bakınız Şekil 11). Aynı zamanda Görüntü içerisindeki belli bir yöndeki aynı paralellikteki çizgilerin integrallerini hesaplayarak bu çizgilerin polar parametre uzayındaki izdüşümlerini bulur (Kapoor ve ark., 2004). (x, y) Kartezyen koordinat sistemini (p, θ) Polar koordinat sistemine dönüştüren matematiksel formül,

$$p = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (3.3)$$

şeklinde yazılır.



Şekil 11. (x, y) Koordinat sistemindeki bir doğrunun polar parametre (p, θ) izdüşümleri.

$p \rightarrow$ Bir çizginin orijinden dikey uzaklığı.

$\theta \rightarrow [O,A]$ doğru parçası ile x eksenini arasındaki açı.

İki boyutlu bir $f(x, y)$ fonksiyonunun radon dönüşümü













$$R(p, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(p - x \cos(\theta) - y \sin(\theta)) dx dy \quad (3.4)$$

formülü kullanılarak hesaplanır. Bir görüntü üzerinde radon dönüşümü uygulandıktan sonra, elde edilen $[p, \theta]$ boyutlarındaki R matrisi, görüntü üzerindeki belli bir yöndeki aynı paralellikteki her çizgi gurubu için bir yoğunluk değeri tutmaktadır. Görüntünün $[M, N]$ boyutlarında olduğu düşünülürse, R matrisinin satır sayısı $p = \sqrt{M^2 + N^2}$ olur ve sütun sayısı da $\theta = 180$ olur. Burada meyil açısını bulmak için yapılacak iş R matrisindeki en yüksek değer in θ indisinin bulunmasıdır. Elde edilen bu θ meyil açısı,

$$\begin{pmatrix} i' \\ j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

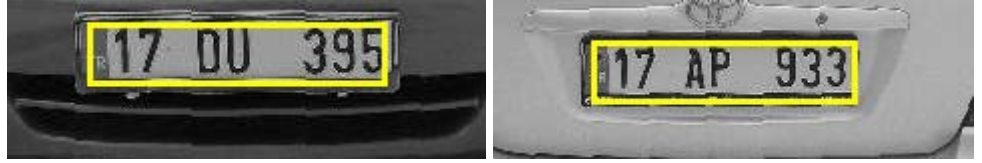
denkleminde yerine yazılarak plakadaki muhtemel eğiklik düzeltilmektedir. Meyil düzeltme işleminden elde edilen sonuçlar Tablo 4 de gösterilmektedir.

Tablo 4. Meyil düzeltme işlemleri.

Elde edilen plaka bölgesi görüntüleri	Saptanan meyil açısı	Meyil düzeltme işleminden sonra elde edilen görüntüler
	$\theta = -1$	
	$\theta = 2$	
	$\theta = 4$	
	$\theta = -7$	
	$\theta = 13$	
	$\theta = -19$	

3.3. Plaka Bölgesinde Karakterlere Odaklanma

Kabaca elde edilen araç plakasını kapsayan dikdörtgenel plaka bölgesinde plaka karakterlerinden başka gereksiz alanların olduğu görülmektedir. Plaka karakterlerini birbirlerinden ayırmak için gereksiz alanlardan mümkün olduğunca kurtulmamız gerekmektedir. Aksi takdirde karakter bölümlene aşamasında başarısız sonuçlar almak kaçınılmaz olacaktır. Dolayısıyla karakter bölümlene aşamasında işlemleri kolaylaştırmak ve başarılı sonuçlar elde etmek için mümkün olduğu kadar sadece dikdörtgenel plakaya (sadece plaka karakterlerini kapsayan en dar çerçeveye) odaklanmak gerekmektedir (bakınız Şekil 12).







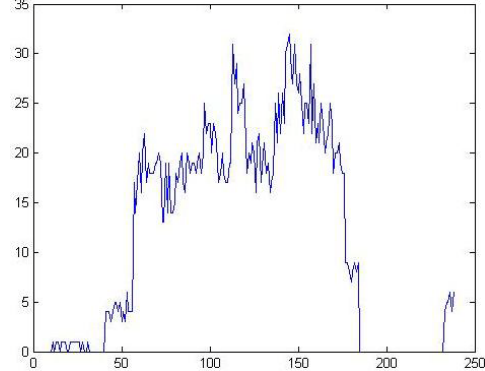
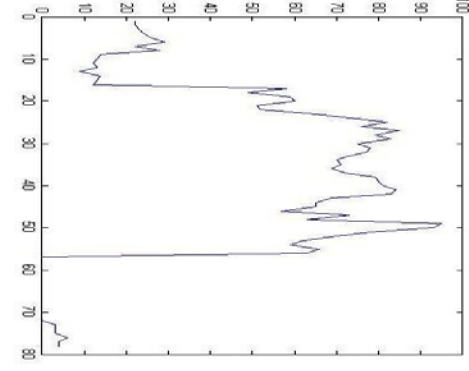

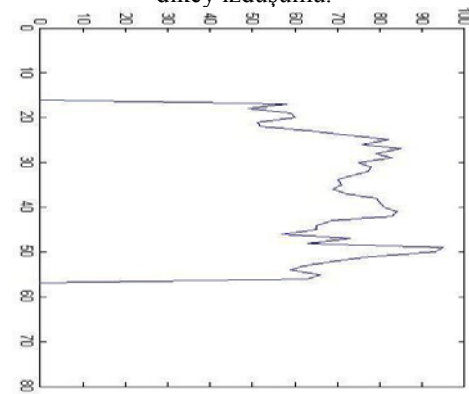

Şekil 12. Plaka bölgesinde sadece plaka karakterlerini kapsayan en dar çerçevenin görüntüsü.

Bu işlemleri gerçekleştirmek için çoğunlukla yatay-dikey kenarlar ve yatay-dikey izdüşümlerden yararlanır. Yatay izdüşüm; yatay kenar görüntüsü üzerinde her bir satırdaki beyaz nokta sayısının hesaplanmasıyla ve dikey izdüşüm; dikey kenar görüntüsü üzerinde her bir sütundaki beyaz nokta sayısının hesaplanmasıyla elde edilmektedir. Burada gerçekleştirilecek işlemler iki adımda sürdürülür.

3.3.1. Yatay Kenarlar Üzerinde Yatay İzdüşüm İşlemi

İlk adım olarak, plaka bölgesindeki plaka karakterlerini kapsayan en dar çerçevenin (bakınız Şekil 12) sol ve sağ tarafındaki gereksiz alanlar atılır. Bu işlem için önce plaka bölgesinin (Tablo 5 – A1) yatay kenar görüntüsü (Tablo 5 – A2) elde edilir. Sonra yatay kenar görüntüsü üzerinde yatay izdüşüm (Tablo 5 – A3) hesaplanır. Diğer kısımlar atılarak yatayda istenmeyen alanları yok edilmiş plaka bölgesi (Tablo 5 – A4) elde edilir.

Tablo 5. Plaka üzerinde izdüşüm işlemleri.

1- Yatay kenarlar üzerinde yatay izdüşümü.	2- Dikey kenarlar üzerinde dikey izdüşümü.
<p>A1). Plaka bölgesi.</p> 	<p>B1). Yatayda istenmeyen alanları yok edilmiş plaka bölgesi.</p> 
<p>A2). Plaka bölgesinin yatay kenar görüntüsü.</p> 	<p>B2). Yatayda istenmeyen alanları yok edilmiş plaka bölgesinin dik kenar görüntüsü</p> 
<p>A3). Yatay kenar görüntüsünün yatay izdüşümü.</p> 	<p>B3). Dik kenar görüntüsünün dikey izdüşümü.</p> 
<p>A4). Yatayda istenmeyen alanları yok edilmiş plaka bölgesi.</p> 	<p>B4). Elimine işleminden sonra elde edilen yeni dikey izdüşümü.</p> 
<p>B5). Yatayda ve dikeyde istenmeyen alanları yok edilmiş, sadece plaka karakterlerini kapsayan araç plakası.</p> 	

3.3.2. Dikey Kenarlar Üzerinde Dikey İzdüşüm İşlemi

İkinci adım olarak, plaka bölgesinde plakanın üst ve alt kısımlarındaki gereksiz alanlar yok edilir. Bu işlem için önce yatayda istenmeyen alanları yok edilmiş plaka bölgesinin (Tablo 5 – B1) dik kenar görüntüsü (Tablo 5 – B2) elde edilir. Sonra dik kenar görüntüsü üzerinde dikey izdüşüm (Tablo 5 – B3) hesaplanır. Burada yapılması gereken önemli bir iş daha vardır. Buda elde edilen dikey izdüşüm üzerinde bir eliminasyon işlemi gerçekleştirilerek plaka karakterlerini çevreleyecek çerçevenin karakterlerin beyaz zeminle olan alt ve üst sınırlarından geçmesini sağlamaktır. Böylece iki karakter arasında oluşmasını istediğimiz beyaz boşluk arasına girebilecek siyah pikseller önlenmiş olur. Bu işlem başlangıçtaki dikey izdüşümün ortalamasından küçük olan elemanların sıfırlanması ile gerçekleştirilir (Tablo 5 – B4).

Her iki adımda da izdüşümler hesaplandıktan sonra yapılacak işlemlerde aynı mantık kullanılır. Plakanın sınırlarından gelen kesintisiz (yatay – dikey) kenarlar sayesinde plakaya denk gelen, yatay izdüşümde tüm sütunlar için, dikey izdüşümde ise tüm satırlar için izdüşümde en az bir beyaz nokta olacaktır. İzdüşümde kesintisiz olarak en az bir beyaz noktaya sahip komşu indisler bir bütün olarak plaka bölgesinden bir parçaya işaret edecektir. İzdüşüm içerisinde olabilecek bütün parçalar bulunur ve bunlardan en uzun aralığa sahip olan parça seçilir (bu parça plakaya ait olacaktır).

Her iki adımda başarılı bir şekilde gerçekleştirildikten sonra plaka bölgesi yatayda ve dikeyde istenmeyen alanlardan arındırılmış ve karakter bölümlene aşamasına hazır hale getirilmiş olacaktır (Tablo 5 – B5).

3.4. Karakter Bölümleme

Karakter bölümleme işlemleri karakter tanıma aşamasına ham madde olarak verilecek karakterlerin bölümlenmesi ve karakter tanıma aşamasına uygun hale getirilmesi için yapılan işlemlerdir. Bölümlemede yapılacak işlemlerin tanıma işlemindeki başarı oranına etkisinin oldukça fazla olduğu vurgulanmaktadır (Cheriet ve ark., 2007). Yapılan çalışmalarda bölümleme aşamasında karakterlerin tanıma işleminde en etkili sonucu verecek şekilde yapılandırılması gerekmektedir.

Burada karakterlerin bölümlenmesinde hızlı sonuç üreten ikili seviyede dikey izdüşüm yöntemi kullanılmaktadır. Bunun için ilk olarak gri seviyedeki plakanın ikili seviyeye (0 “siyah” veya 1 “beyaz”) indirgenmesi gerekmektedir. Gri seviyedeki bir görüntünün ikili seviyeye indirgenmesinde çok basit ve hızlı bir görüntü işleme yöntemi kullanılır. Önce görüntü için uygun bir eşik değeri belirlenir. Gri seviyedeki görüntü üzerindeki her bir piksel eşik değeriyle karşılaştırılır ve eşik değerden küçük olan piksel değerleri 0'a büyük olan piksel değerleri de 1'e indirgenir. Görüldüğü gibi yöntem çok basittir ancak, bu yöntemin başarısı her görüntü için en uygun eşik değerinin seçilmesine bağlıdır. Biz çalışmamızda her bir görüntüye özgü en uygun eşik değeri bulmak için Otsu Threshold yöntemini kullandık (Otsu, 1979).

Karakter bölümleme aşamasında plaka gri seviyeden ikili seviyeye indirgendiikten sonra ikili seviyedeki plaka görüntüsü üzerinde ortalama filtreleme kullanılarak bulanıklaştırma işlemi gerçekleştirilir. Bu işlem, özellikle kirli plakalarda plaka üzerinde tuz-biber gürültüsü şeklinde ortaya çıkabilecek siyah noktaların beyaz zemin içinde kaybolmasını sağlayacak ve karakterlerin birbirlerinden ayrıştırılması işlemini kolaylaştıracaktır.

Karakter bölümleme aşamasında son olarak ikili seviyeye indirgenmiş ve ortalama filtreleme kullanılarak gürültülerden arındırılmış plaka görüntüsü üzerinde her sütundaki beyaz nokta sayısı (3.6) formülü yardımıyla hesaplanır, yani dikey izdüşüm elde edilir. İkili seviyedeki plaka üzerindeki beyaz renkli sütunlar izdüşüm de maksimum değere sahip olacaktır. Maksimum değer plaka görüntüsünün satır sayısına eşittir. Burada her bir karakterin başlangıç ve bitiş indislerini tutan iki vektör kullanılacaktır. Bu işlemi gerçekleştirmek için tasarlanan algoritma ve bu algoritmada kullanılan parametreler aşağıda gösterilmektedir.

$P \rightarrow$ Gürültülerden arındırılmış ikili seviyedeki plakanın piksel değerlerini tutan matris.

$[M, N] \rightarrow$ Plakanın (P) boyutları [satır, sütun]

$PV \rightarrow N$ Boyutlu izdüşüm vektörü;

$$PV[j] = \sum_{i=0}^{M-1} P[i, j], 0 \leq j < N \quad (3.6)$$

$V_1 \rightarrow$ Her bir karakterin izdüşüm vektöründeki başlangıç indisini tutacak vektör.

$V_2 \rightarrow$ Her bir karakterin izdüşüm vektöründeki bitiş indisini tutacak vektör.

$Max \rightarrow$ İzdüşüm vektöründeki (PV) maksimum değer.

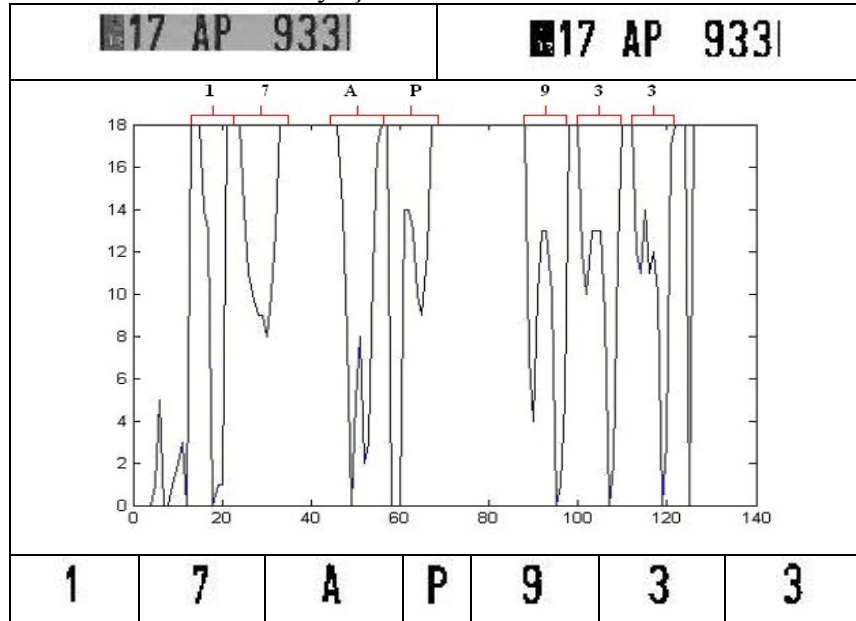
Her bir karakterin başlangıç ve bitiş indislerini bulmak için aşağıdaki algoritmalar geliştirilmiştir.

```
For i=1, 2, ....., N
    IF PV[i-1]=Max AND PV[i]<Max Then V1[]=i;
End For

For j=0, 1, ....., N-1
    IF PV[j+1]=Max AND PV[j]<Max Then V2[]=j;
End For
```

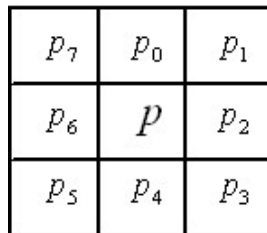
Bu algoritmaya göre V_1 , V_2 vektörleri hesaplandıktan sonra her bir karakter bu vektörlerdeki başlangıç ve bitiş indisleri kullanılarak plaka görüntüsünden kesilip çıkartılır. İzdüşüm vektörü üzerinde plakadaki iki karakter arasındaki beyaz pikseller maksimum değer verdiğiinden maksimum değerler arasındaki indisler bize her bir karakteri vermektedir (bakınız Tablo 6).

Tablo 6. Karakterlerin ayrıştırılması.



3.5. Karakter İnceltme

Karakter tanıma aşamasında yapay sinir ağına verilecek argümanların çok iyi belirlenmesi gerekmektedir. Yapay sinir ağı karakterleri, birbirlerinden ayıran çeşitli yapısal özelliklerine göre farklılıklarını belirleyerek tanımaktadır. Dolayısıyla YSA'dan etkin bir şekilde yararlanmak için karakterleri birbirlerinden ayıran en belirgin yapısal özelliklerin analizi gerekmektedir. Bundan dolayı bağlantı noktaları, köşeler, döngüler gibi karmaşık yapısal özellikleri analiz etmek için karakterlerin inceltmesi gerekmektedir. Bu işlem için bir karakter inceltme (character thinning) algoritması kullanılmaktadır. Çalışmamızda karakter inceltme için son zamanlara kadar etkinliğini kaybetmemiş en hızlı inceltme algoritmalarından biri olan NWG algoritmasından faydalanılmıştır (Nagendraprasad ve ark., 1993). İnceltme algoritmasında inceltilecek karakterin her bir pikseli, Şekil 13 deki gibi 3×3 lük komşuluğundaki piksellerle incelenir.

Şekil 13. İnceltme işlemine tabi tutulan p pikseli ve komşu pikselleri.

İnceltme algoritmasının mantığı iki adımdan oluşur. Bu adımlar aşağıda verilmektedir.

1- İnceltilecek karakterin sınır pikselleri belirlenir ve bu piksellerin konumları (indis değerleri) kaydedilir. p nin değeri beyaz (1) iken, komşuları arasında en az bir siyah (0) piksel varsa p sınır pikselidir.

2- Silme kuralları kontrol edilir. Silme kurallarını sağlayan sınır pikselleri silinir. Silme kuralları için gerekli ön tanımlamalar aşağıda verilmektedir.

$a(p) \rightarrow p$ nin komşuları arasındaki beyaz (değeri 1 olan) piksel sayısı.

$b(p) \rightarrow p$ nin komşuları arasında saat yönünde siyahtan beyaza (0'dan 1'e) geçiş sayısı.

$c(p) \rightarrow$ Eğer $p_2 = p_3 = p_4 = p_7 = 0$ ve $p_4 = p_6 = 1$ ise $c(p)=1$ olur.

Eğer $p_2 = p_3 = p_4 = p_7 = 0$ ve $p_6 = p_0 = 1$ ise $c(p)=1$ olur.

Diğer durumlarda $c(p)=0$ olur.

$d(p) \rightarrow$ Eğer $p_1 = p_4 = p_5 = p_6 = 0$ ve $p_0 = p_2 = 1$ ise $d(p)=1$ olur.

Eğer $p_0 = p_3 = p_6 = p_7 = 0$ ve $p_2 = p_4 = 1$ ise $d(p)=1$ olur.

Diğer durumlarda $d(p)=0$ olur.

$e(p) \rightarrow (p_2 + p_4) \times p_0 \times p_6$.

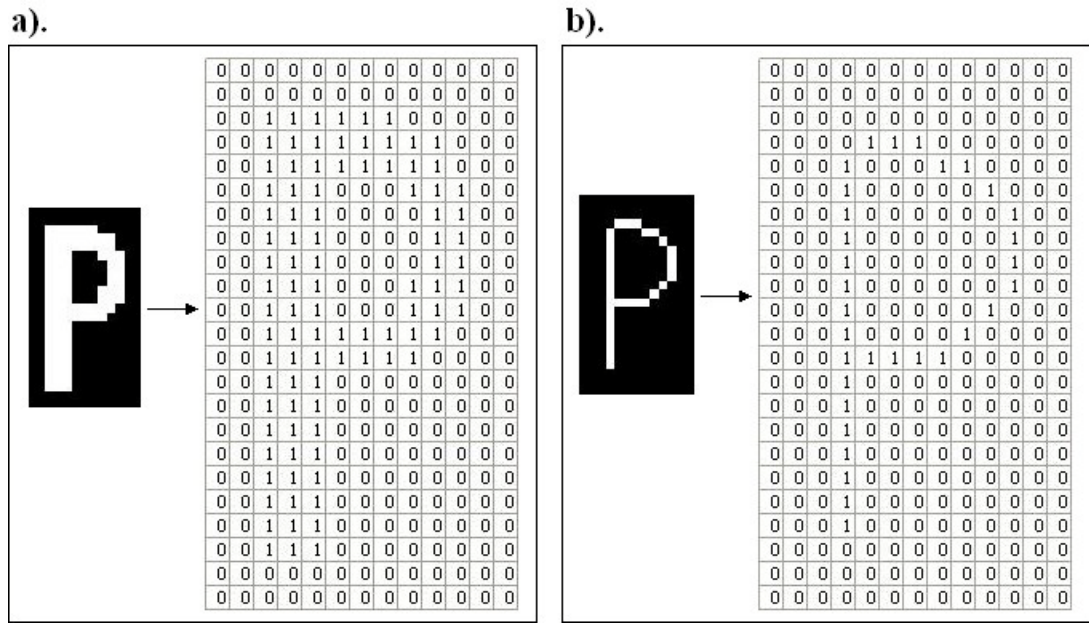
$f(p) \rightarrow (p_6 + p_0) \times p_4 \times p_2$.

Bu ön tanımlamalara göre uygulanacak silme kuralları aşağıdaki gibi düzenlenmiştir.

$(1 < a(p) < 7)$ ve $(b(p) = 1 \parallel ((1 - g) \times c(p) + g \times d(p)) = 1)$ iken

$((g = 0) \& (e(p) = 0))$ veya $((g = 1) \& (f(p) = 0))$ ise p silinecek.

Burada silme kuralına uyan pikseller hemen silinmez sadece silinecek olarak işaretlenir. Bu iterasyondaki tüm sınır pikselleri silme kurallarıyla karşılaştırıldıktan sonra sınır pikselleri içerisindeki silinecek olarak işaretlenen tüm pikseller aynı anda silinir. Bu işlemler silinecek sınır pikseli kalmayıncaya kadar tekrarlanır. Algoritma sonlandığında sonuç olarak hiçbir silme kuralına uymayan sınır pikselleri geriye kalacaktır. Silme kurallarına uymayan bu sınır pikselleri bize karakterin iskeletini (inceltilmiş halini) vermiş olacaktır (bakınız Şekil 14).



Şekil 14. a). Karakterin inceltme işleminden önceki hali, b). Karakterin inceltme işleminden sonraki hali.

Bu aşamada karakterler inceltme işlemine tabi tutulmadan önce, beyaz zemin üzerine siyah renkle ifade elden karakterlerin siyah zemin üzerine beyaz renkle ifade edilmeleri gerekmektedir. Buradaki amaç ikili seviyedeki karakter matrisinde karakteri oluşturan piksel değerlerinin 1 olmasını sağlamaktır. Tablo 7 de inceltme işleminden sonra her bir karakterin inceltilmiş hali görülmektedir.

Tablo 7. Karakterlerin İnceltilmesi.

1	7	A	P	9	3	3
1	7	A	P	9	3	3

3.6. Karakter Tanıma

Giriş örüntülerinin makine tarafından işlenerek anlamlı çıktılar üretilmesi karakter tanıma olarak adlandırılır. Karakter tanıma için, karakterlerin ağırlık merkezleri, 4 yönlü kesit eğrilerinin yapıları ve iskeletleri temel alınarak geliştirilmiş basit fakat etkin yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler sınırlı sayıda farklı örüntü için etkin sonuçlar üretmektedir. Bir örüntünün muhtemel bütün görsel ihtimallerini tümüyle tarif edecek kurallar mevcut değildir. Dolayısıyla bir örüntüyü, mevcut örneklerine bakarak tanımlayabilecek sistemlere ihtiyaç duymaktayız. Bunun için bu çalışmada yapay sinir ağlarını karakter tanıma aşamasında kullanacağız.

3.6.1. Yapay Sinir Ağları

Genel anlamda YSA, beynin bir işlevi yerine getirme yöntemini modellemek için tasarlanan bir sistem olarak tanımlanabilir. Ağırlıklı bağlantılar denilen tek yönlü iletişim kanalları vasıtasıyla birbirleriyle haberleşen, her biri kendi hafızasına sahip birçok işlem elemanından oluşan paralel ve dağıtık bilgi işlem yapılarıdır (Anderson, 1995). YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, hücreler arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel dağılmış bir işlemcidir.

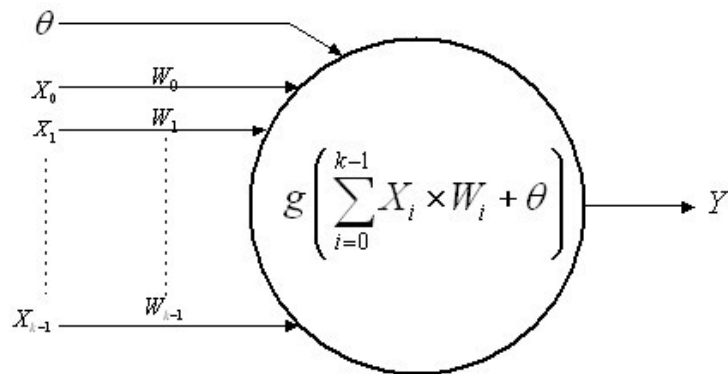
YSA kendisine gelen bir problemle ilgili sistemin ürettiği çıktı ile beklenen değer arasındaki benzerlik ilişkisini en güzel tanımlayacak uygun ağırlıkları bulur. Problemden alınan örneklerden faydalanarak ilgili problemi kendisine uygulanan örneklerden öğrenmeye çalışır. YSA, ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de belirtilen tepkiyi üretme kabiliyetine sahiptir. Örneğin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de doğru sonucu verebilmektedir. Buradaki nöral hesaplamada hafızalar birleşiktir. Yani eğitilmiş ağa girişin sadece bir kısmı verilse, ağ hafızadan bu girişe en yakınını seçerek tam bir giriş verisi alıyormuş gibi kabul eder ve buna uygun bir çıkış değeri üretir. Veri YSA'ya, eksik, bozuk veya daha önce hiç karşılaşmadığı şekilde verilse bile, ağ kabul edilebilir en uygun çıktıyı üretebilecek kabiliyettir.

YSA'ların en önemli özelliklerinden biri de bilgiyi depolayabilmeleridir. Nöral hesaplamalarda bilgi ağırlıklar üzerine dağıtılır. Bağlantıların ağırlıkları nöral ağın hafıza birimi olarak çalışır. Bu ağırlıklar ağın o andaki sahip olduğu bilgiyi veya uygulanan örneklerden öğrenmiş olduğu davranışı verir. Giriş veri setinde bulunabilecek herhangi bir gürültü, bütün ağırlıklar üzerine dağıtıldığından dolayı, gürültü etkisi tolere

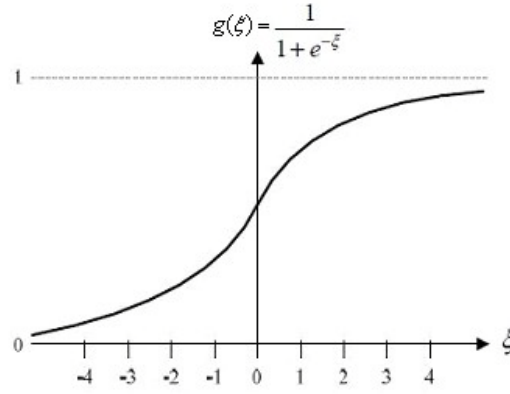
edilebilmektedir. Bundan dolayı geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri daha fazladır. YSA'nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir. Bu özellik, YSA'nın hızlı bilgi işleme yeteneğini ve örnek tanıma, işaret işleme, sistem kimliklendirme ve denetim gibi gerçek zaman uygulamalarında kullanımını artırır.

3.6.2. YSA'ların Sınıflandırılması

YSA'lar, genel olarak birbirleri ile bağlantılı işlemci birimlerinden veya diğer bir ifade ile işlemci elemanlarından (yapay sinir hücreleri) oluşurlar (bakınız Şekil 15). Her bir sinir hücresi arasındaki bağlantıların yapısı, ağın yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritması tarafından belirlenir. Kullanılan bir öğrenme kuralına göre, hatayı sifıra oldukça yaklaştırabilecek şekilde, öğrenmeye tabi tutulan ağın ağırlıkları değiştirilir. YSA'lar yapılarına ve öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılırlar. YSA'lar yapılarına göre, ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) ağlar olmak üzere iki şekilde sınıflandırılırken, öğrenme algoritmalarına göre de, danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme olmak üzere üç farklı şekilde sınıflandırılırlar. Yaptığımız bu çalışmamızda karakter tanıma için geriye yayılım öğrenme algoritması kullanan üç katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı kullanılmaktadır.



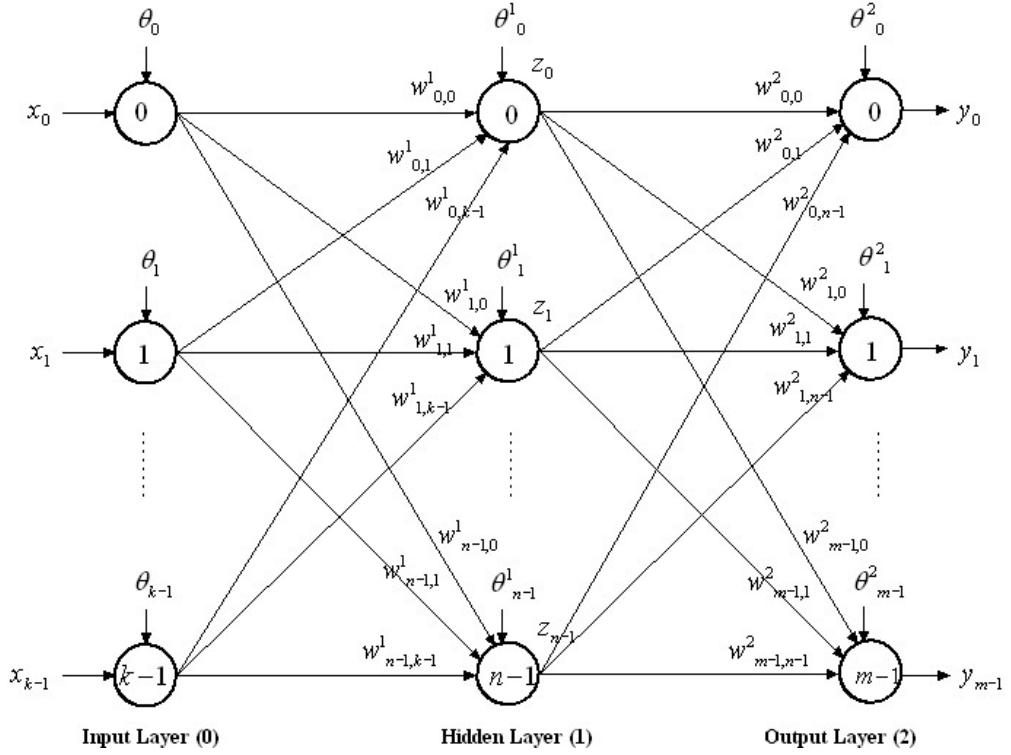
Şekil 15. YSA'yı oluşturan bir sinir hücresinin yapısı.



Şekil 16. Sigmoid doygunluk fonksiyonu.

3.6.3. İleri Beslemeli YSA

İleri beslemeli YSA'da, sinir hücreleri katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (gizli) katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir (bakınız Şekil 17). En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip YSA'ların eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir. Geliştirmeye çalıştığımız plaka tanıma sisteminde karakter tanıma aşamasında kullandığımız üç katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağının mimarisi Şekil 26 da görülmektedir. Şekilde görülen YSA modelinde giriş katmanında k tane giriş verisi ($x[k]$) ve nöronu, gizli katmanda n tane gizli katman nöronu ve her bir nöronun ürettiği çıkış değeri ($z[n]$) ve çıkış katmanında da m tane çıkış katman nöronu ve her bir nöronun ürettiği çıkış değeri $y[m]$ verilmektedir. Bununla beraber YSA modelinde gizli katman için $\theta^1[n]$ bias değerleri ve $w^1[n,k]$ ağırlık değerleri, çıkış katmanı için de $\theta^2[m]$ bias değerleri ve $w^2[m,n]$ ağırlık değerleri verilmektedir.



Şekil 17. Üç katmanlı ileri beslemeli bir YSA.

3.6.4. İleri Beslemeli YSA'nın Eğitilmesi

Şekil 17 de görüldüğü gibi bu YSA da veri akışı giriş katmandan çıkış katmanına doğrudur. Giriş katmanındaki nöronlar herhangi bir işlem gerçekleştirmeden kendilerine gelen giriş verisini olduğu gibi gizli katmana iletirler. Giriş katmanda görülen bias ($\theta[k]$) değerleri bu YSA da herhangi bir işleme dâhil edilmezler, etkisiz durumdadırlar. Bu YSA modelinde bizim için asıl önemli olan işlemler gizli ve çıkış katmanlarında gerçekleşmektedir. Burada kullanmış olduğumuz YSA modelimizin eğitilmesi beş adımdan oluşmaktadır.

1- İlk adım ağı aktif hale getirilmesidir:

Bir YSA'nın aktif hale gelebilmesi için ilk olarak YSA da kullanılacak olan bias ($\theta^1[i], \theta^2[i]$) ve ağırlık ($w^1[i, j], w^2[i, j]$) değerlerine ilk değer ataması yapılması gerekir. Bu işlem $\theta^1[i], \theta^2[j]$ vektörlerinin ve $w^1[i, j], w^2[i, j]$ matrislerinin $[0,1)$ arasında rastgele sayılarla doldurulmasından ibarettir.

2- İleri besleme (feed-forward) adımı:

Gizli ve çıkış katmanındaki nöronların harekete geçirildiği adımdır. Bu adımda önce gizli katmandaki her bir nöron, kendisine gelen giriş verisi ($x[i]$), ağırlık değeri ($w^1[i, j]$) ve bias ($\theta^1[i]$) değeri ile birlikte formül (3.7) kullanılarak çıkış değerini ($z[i]$) üretir.

$$z[i] = g \left(\sum_{j=0}^{k-1} w^1[i, j] \times x[j] + \theta^1[i] \right), i = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (3.7)$$

Gizli katmandan üretilen $z[i]$ değerleri çıkış katmanına girdi verisi olarak gönderilir ve çıkış katmanındaki her bir nöron, aynı şekilde $z[i]$, $w^2[i, j]$, $\theta^2[i]$ değerleri ile birlikte formül (3.8) kullanılarak çıkış değerini ($y[i]$) üretir.

$$y[i] = g \left(\sum_{j=0}^{n-1} w^2[i, j] \times z[j] + \theta^2[i] \right), i = 0, 1, 2, \dots, m-1 \quad (3.8)$$

Burada gizli ve çıkış katmanından elde edilen değerlerin bir aktivasyon fonksiyonuna gönderilerek belli bir problemin çözümüne uygun bir formata dönüştürülmesi gerekmektedir. Bizim bu YSA modelinde kullandığımız aktivasyon fonksiyonu Sigmoid doygunluk fonksiyonudur (bakınız Şekil 16). Sigmoid fonksiyonu kendisine gelen değeri (0,1) aralığına indirger ve böylece doğrusal olmayan problemlerin çözümüne katkı sağlar. Sigmoid fonksiyonu matematiksel olarak,

$$g(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\xi}} \quad (3.9)$$

şeklinde yazılır.

3- Hata payı hesaplama ve hatayı geriye yayma (back-propagate) adımı:

YSA'nın çıktıları ($y[m]$) elde edildikten sonra bu çıktılar beklenen değerler ($B[m]$) ile karşılaştırılarak hata payları hesaplanır. Uygun yeni ağırlık değerlerinin hesaplanması için bu hatalar ağırlık değerleri üzerinden geriye doğru yayılır.

$$E^2[i] = (B[i] - y[i]) \times g'(y[i]), i = 0, 1, 2, \dots, m-1 \quad (3.10)$$

formülü kullanılarak önce çıkış katmanındaki hata payları hesaplanır. Daha sonra çıkış katmanından elde edilen hata payları ($E^2[m]$) kullanılarak,

$$E^1[i] = g'(z[i]) \times \left(\sum_{j=0}^{m-1} E^2[j] \times w^2[j, i] \right), i = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (3.11)$$

formülü yardımıyla gizli katmandaki her bir nöron için de hata payları hesaplanır. Bu adımda hata paylarının hesaplanmasında Sigmoid fonksiyonunun türevi ($g'(\xi)$) kullanılmıştır. Sigmoid fonksiyonunun türevi,

$$g'(\xi) = g(\xi) \times (1 - g(\xi)) \quad (3.12)$$

şeklinde formül (3.9) yardımıyla kolaylıkla hesaplanır.

4- Ağırlık değerlerinin yeniden hesaplanması:

Üçüncü adımda elde edilen hata payları kullanılarak,

$$w^1[i, j] = \sum_{j=0}^{k-1} \lambda \times E^1[i] \times x[j], i = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (3.13)$$

$$w^2[i, j] = \sum_{j=0}^{n-1} \lambda \times E^2[i] \times z[j], i = 0, 1, 2, \dots, m-1 \quad (3.14)$$

formülleri yardımıyla ağırlık gizli ve çıkış katmanındaki ağırlık değerleri yeniden hesaplanır.

5- MSE hesaplama:

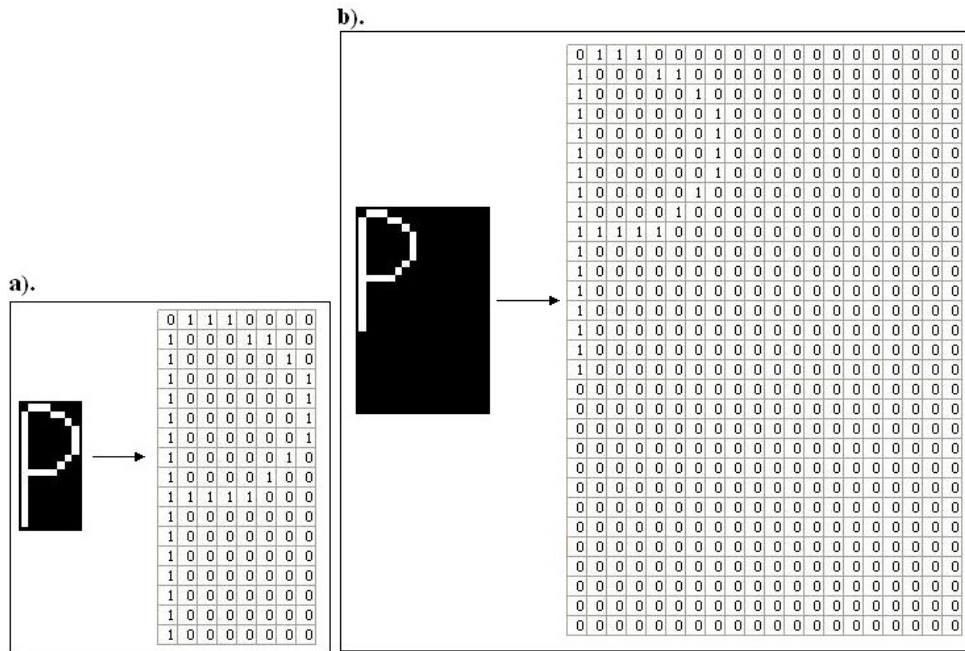
Son olarak YSA'ya eğitilecek her bir karakter için ortalama hata,

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} (B[i] - y[i])^2 \quad (3.15)$$

yardımıyla hesaplanır.

Bu hata payı önceden belirlenmiş sifıra çok yakın bir değere indirgenene kadar ikinci adımdan itibaren her adımdaki hesaplamalar yeteri kadar tekrarlanır. Hatayı sifıra yeteri kadar yaklaştıracak şekilde, öğrenmeye tabi tutulan ağırlıklar yeniden hesaplanır. Her bir karakter için MSE önceden belirlenen yeterince küçük bir değere ulaştığında ağırlık öğrenimi sona erer. Sonuç olarak öğretilen karakterler için en uygun ağırlık değerleri bir dosyaya kaydedilir.

Karakter tanıma için kullandığımız YSA modelinde giriş olarak ikili seviyedeki (0 veya 1 değerlerinden oluşan) inceltilmiş karakterler verilmektedir. Plakadan kesilen karakterlerin boyutları inceltme işleminden sonra değişikliğe uğrayabilmektedir. İnceltilmiş karakterlerin boyutları birbirlerinden farklı olabilmektedir. Bu durumda karakterleri YSA'ya vermeden önce standart bir boyuta kavuşturmamız gerekmektedir. Bu işlem için düşünülen yöntem şu şekildedir. Bütün karakterlerin sığabileceği maksimum boyutlara sahip, elamanları sıfır olan bir şablon matris seçilir. Bu şablon matrisin boyutları farklı karakterler üzerinde yapılan analizler sonucunda $[30 \times 20]$ olarak belirlenmiştir. İkili seviyede piksel değerlerine sahip inceltilmiş karakterlerin piksel değerleri şablon matrisinin sol üst köşesinden başlanarak şablona yerleştirilir (bakınız Şekil 18).



Şekil 18. a). İkili seviyede inceltilmiş karakter görüntüsü ve piksel matrisi, b). $[30 \times 20]$ boyutlarındaki standart bir şablon matrisine aktarılmış karakter görüntüsü ve piksel matrisi.

Bu şablon matrisinin elemanları YSA'ya verilen giriş değerlerini tutan $x[k]$ vektöründe depolanır. Giriş vektörünün ($x[k]$) boyutu şablonun eleman sayısına eşittir ($30 \times 20 = 600$). Dolayısıyla kullandığımız YSA modelinde 600 tane giriş verisi kullanılmaktadır. Bununla beraber Türk plaka standartlarında kullanılan karakter sayısı 33 olduğundan YSA da eğitilecek olan her bir karakter için beklenen değerler için 33 elemanlı bir ($B[m], m = 33$) vektör tasarlanmıştır. Şekil 19 da verilen matrisin her bir satırı, her bir

karakter için beklenen değer vektörü olarak karşımıza çıkmaktadır. Tablo 8 de Şekil 19 da verilen beklenen değerler matrisindeki her bir satırın hangi karaktere ait olduğu belirtilmiştir. YSA'nın eğitilmesi aşamasında giriş verisi olarak YSA'ya gelen her bir karakter için beklenen değerler matrisindeki kendisine karşılık gelen satır bulunarak beklenen değerler vektörü $B[m]$ oluşturulur.

Tablo 8. Beklenen değerler matrisinde hangi satırın hangi karaktere ait olduğunu gösterir.

1. satır "0" karakteri,
2. satır "1" karakteri,
⋮
10. satır "9" karakteri,
11. satır "A" karakteri,
12. satır "B" karakteri,
⋮
33. satır "Z" karakteri

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33			
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Şekil 19. YSA da eğitilecek her bir karakter için tanımlanan beklenen değerler matrisi.

Eğitime aşamasında YSA'ya her bir karakterden 30'ar örnek verilmiştir. Dolayısıyla toplam 990 test verisi kullanılmıştır. Uygulamamızda Tablo 9 da verilen değerlerle birlikte kullandığımız YSA modeli, her bir test verisi için ortalama 500 kez çalıştırılmıştır. 990 test verisi için 495000 kez YSA tekrarlanmıştır. Alınan sonuçlar neticesinde her bir karakter için alınan hata oranı (MSE) ortalama yaklaşık 10^{-8} civarında oluşmuştur (bakınız Şekil 20).

Tablo 9. Tasarladığımız YSA modelinde kullanılan parametreler ve değerleri.

Giriş Katmanı	Gizli Katman	Çıkış Katmanı
$k = 600$ Nöron sayısı = 600 $x[600] \rightarrow$ Giriş verileri	$n = 300$ Nöron sayısı = 300 $z[300] \rightarrow$ Çıkış verileri $\theta[300] \rightarrow$ Bias değerleri $w^1[300, 600] \rightarrow$ Ağırlık değerleri	$m = 33$ Nöron sayısı = 33 $y[33] \rightarrow$ Çıkış değerleri $B[33] \rightarrow$ Bias değerleri $w^2[33, 300] \rightarrow$ Ağırlık değerleri $B[33] \rightarrow$ Beklenen değerler


```

C:\Documents and Settings\Kirami\Desktop\Yeni K... - □ X
iter 494950, test 572, mse = 2.20761e-008
iter 494951, test 650, mse = 1.26942e-008
iter 494952, test 352, mse = 7.03898e-010
iter 494953, test 299, mse = 4.74354e-009
iter 494954, test 727, mse = 5.93121e-010
iter 494955, test 641, mse = 2.83031e-009
iter 494956, test 613, mse = 2.61678e-008
iter 494957, test 401, mse = 1.20506e-007
iter 494958, test 117, mse = 1.26883e-007
iter 494959, test 315, mse = 1.45061e-007
iter 494960, test 699, mse = 3.13144e-008
iter 494961, test 986, mse = 2.72331e-008
iter 494962, test 850, mse = 1.22197e-008
iter 494963, test 632, mse = 7.86769e-008
iter 494964, test 731, mse = 1.53485e-008
iter 494965, test 937, mse = 8.89047e-008
iter 494966, test 968, mse = 7.15599e-008
iter 494967, test 518, mse = 1.0578e-008
iter 494968, test 208, mse = 6.83945e-010
iter 494969, test 406, mse = 2.28503e-007
iter 494970, test 358, mse = 1.1162e-007
iter 494971, test 606, mse = 1.93048e-008
iter 494972, test 333, mse = 1.67355e-008
iter 494973, test 306, mse = 2.36881e-010
iter 494974, test 392, mse = 4.00979e-008
iter 494975, test 235, mse = 9.30696e-009
iter 494976, test 218, mse = 8.82977e-008
iter 494977, test 460, mse = 8.02033e-010
iter 494978, test 71, mse = 2.37192e-008
iter 494979, test 15, mse = 5.2832e-011
iter 494980, test 182, mse = 8.18933e-007
iter 494981, test 541, mse = 3.72694e-008
iter 494982, test 210, mse = 9.71757e-008
iter 494983, test 314, mse = 4.37269e-008
iter 494984, test 430, mse = 2.27456e-008
iter 494985, test 606, mse = 1.89156e-008
iter 494986, test 255, mse = 7.35443e-009
iter 494987, test 54, mse = 3.80112e-008
iter 494988, test 705, mse = 6.60153e-009
iter 494989, test 208, mse = 6.74956e-010
iter 494990, test 222, mse = 2.66349e-008
iter 494991, test 426, mse = 5.26582e-008
iter 494992, test 774, mse = 1.70065e-008
iter 494993, test 18, mse = 3.41781e-011
iter 494994, test 982, mse = 7.35411e-008
iter 494995, test 613, mse = 2.53944e-008
iter 494996, test 632, mse = 7.63061e-008
iter 494997, test 386, mse = 1.02012e-009
iter 494998, test 637, mse = 8.56923e-008
iter 494999, test 485, mse = 2.67158e-008
iter 495000, test 171, mse = 1.01336e-008

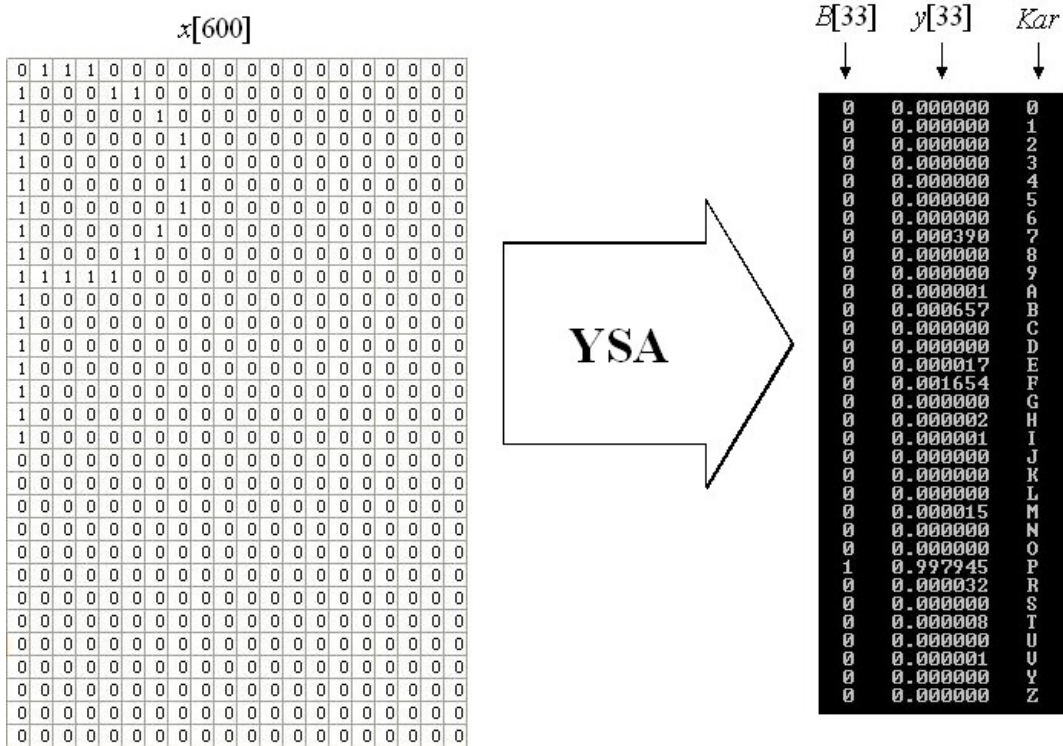
Iterasyon= 495000, Test=990, MSE = 1.01336e-008
Bilgiler W1.txt'e kaydedildi.
Bilgiler W2.txt'e kaydedildi.
Devam etmek için bir tuşa basın . . .

```

Şekil 20. 990 test verisi için 495000 kez çalıştırılan YSA'da elde edilen hata oranlarının (MSE) listesi.

3.6.5. YSA’ya gelen karakterin tanınması;

YSA’nın eğitilmesi bir aşamada gerçekleştirilir ve elde edilen en uygun ağırlık değerleri bir dosyaya kaydedilir. Her gelen karakter dosyadan okunan ağırlık değerleri ile ağırlık eğitilmesi aşamasında kullanılan ileri besleme (feed-forward) adımındaki (3.7) ve (3.8) denklemlerindeki işlemlere dâhil edilerek sistemin bu karakter için çıktısı ($y[m]$) üretilir. Eğer sistem doğru bir şekilde eğitilmiş ise burada üretilen $y[m]$ vektöründeki değerlerden birinin 1 veya 1’ en yakın bir değer (en çok benzettiği karakter), diğerlerinin de 0 veya 0’a oldukça yakın değerler olması gerekmektedir (bakınız Şekil 21). Şekilde görüldüğü gibi YSA kendisine girdi olarak gelen ‘‘P’’ karakteri için beklenen değerlere en uygun sonuçları üretmiştir. Üretilen sonuçlar içerisinde 1’e en yakın ve en büyük değer ‘‘P’’ karakterine ait olan değerdir. Dolayısıyla YSA’nın ‘‘P’’ karakterini başarılı bir şekilde tanımladığı ortaya çıkmaktadır.



Şekil 21. ‘‘P’’ karakteri için YSA’nın ürettiği çıktılar.

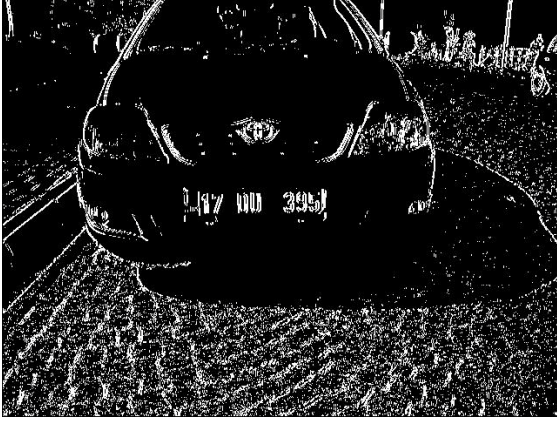
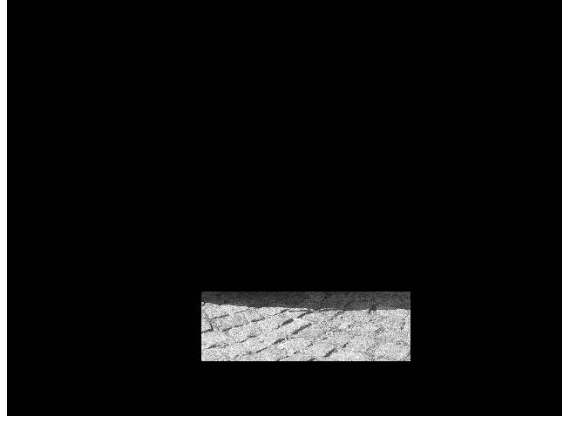
BÖLÜM 4**ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA**

Bu bölümde özellikle elde edilen orijinal araç görüntüsünün bir ön işleme tabi tutulması, istenmeyen dik kenar eliminasyonunda kullanılan eşik değerin seçilmesi ve karakter bölümlerinde yapılan deneyler sonucunda elde edilen bulgular örnekleriyle açıklanmış ve seçilen kriterlerin sistemin başarımına olan katkısı tartışılmıştır. Bununla birlikte kirli plakalar ve plakalarda karakterler haricindeki parçaların sistemin başarımına olan etkileri incelenerek sistemin başarımını artırmak için yapılan ekstra işlemlerin sistemin başarımına olan katkısı ortaya konmuştur.


4.1. Görüntü Önışleminin PTS Başarımına Etkisi.

Herhangi bir görüntü önışleme işlemine tabi tutulmamış orijinal araç görüntüsünden elde edilen dik kenar görüntüsü Tablo (10-a) da gösterilmektedir. Bu durumda orijinal görüntüdeki diğer nesnelere ve özellikle kaldırım taşlarından elde edilen kenar yoğunluklarının oldukça fazla olduğu görülmektedir. Eğer bu haliyle plaka bölgesi belirleme işlemine devam edilecek olursa sistem yerel dik kenar yoğunluklarının en fazla olduğu bölgeyi plaka bölgesi olarak belirleyecektir. Bu durumda plaka bölgesi olarak kaldırım taşlarının olduğu alan elde edilir (bakınız Tablo (10-b)). Dolayısıyla görüntüde net bir şekilde görebildiğimiz plaka bölgesi bulunamamış ve sistem yanlış sonuç üretmiş olacaktır.

Tablo 10. Görüntü önışleme işlemine tabi tutulmayan orijinal araç görüntüsünden dik kenar bularak plaka bölgesini belirleme.

	
<p>a). Orijinal araç görüntüsünden elde edilen dik kenar görüntüsü.</p>	<p>b). Plaka bölgesi belirleme aşamasının orijinal görüntü üzerinde yapılmasıyla elde edilen plaka bölgesi.</p>

Tablo 11. Görüntü önışleme işlemine tabi tutularak gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsünden dike kenar bularak plaka bölgesini belirleme.

	
<p>a). Gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsünden elde edilen dik kenar görüntüsü.</p>	<p>b). Plaka bölgesi belirleme aşamasının gürültü ve detaylardan arındırılmış görüntü üzerinde yapılmasıyla elde edilen plaka bölgesi.</p>

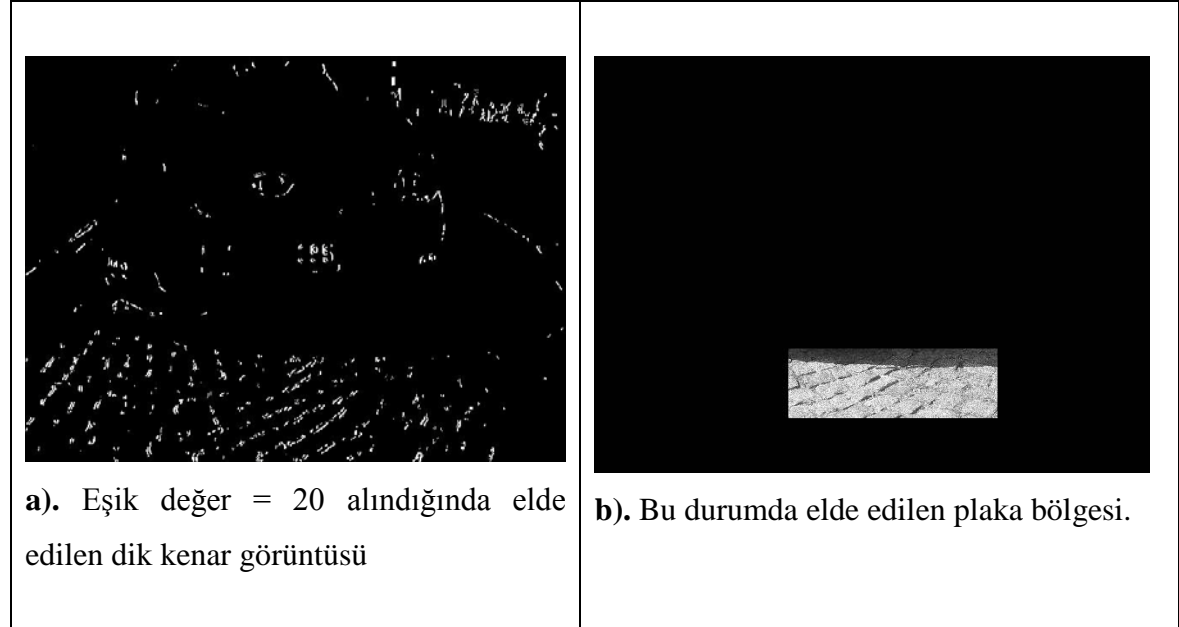
Tablo (11-a) da görüldüğü gibi önışleme işlemine tabi tutularak gürültü ve detaylardan arındırılmış görüntüden elde edilen dik kenar görüntüsünde Tablo (10-a) ya göre gürültü ve detaylardan oluşan dik kenar yoğunlukları büyük bir ölçüde yok edilmiştir.

Tablo (11-a) ile Tablo (10-a) ya bakıldığında görüntü önışleme işleminin dik kenar yoğunlukları üzerinde oluşturduğu etki açıkça görülmektedir. Bu durumda gürültü ve detaylardan kaynaklanan istenmeyen kenar yoğunlukları yok edildiği için plaka bölgesi belirleme aşamasında sistem kolaylıkla plaka bölgesini belirleyebilmektedir (bakınız Tablo (11-b)).

4.2. Dik Kenar Eliminasyonunda Kullanılan Maksimum Eşik Değer Faktörü

Yaptığımız çalışmada istenmeyen dik kenarları elimine etmek için Zheng ve arkadaşları (2005) tarafından önerilen maksimum eşik değerinin çok düşük olduğunu gözlemledik. Kullanmış olduğumuz araç görüntülerinden 20 pikselden daha fazla uzunluğa sahip pakla karakterleri gelebildiğini ve 20 pikselden daha uzun dik kenarları elediğimizde plaka karakterlerine ait dik kenarlarında kaybolduğunu gördük. Bu durumda plaka bölgesinde en yüksek seviyede olması gereken yerel dik kenar yoğunluğunun görüntüde başka bölgelere kaydığını ve sistemin yanlış bölgeyi plaka bölgesi olarak belirlediğini gördük (bakınız Tablo 12). Yaklaşık 350 görüntü üzerinde yapılan testler sonucunda maksimum eşik değerini 40 piksel olarak belirledik.

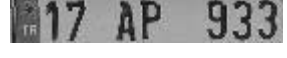
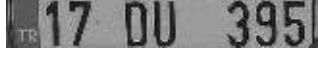
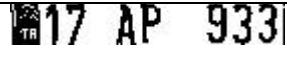
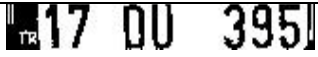
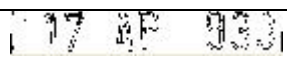
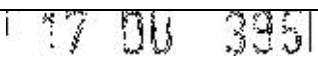


Tablo 12. Eliminasyon işleminde eşik değerini 20 piksel olarak aldığımızda elde edilen dik kenar ve plaka bölgesi görüntüsü.



4.3. Plaka Görüntüsünün İkili Seviyeye İndirgenmesinde Eşik Değer Faktörü

Karakter bölümlene aşamasında plaka görüntüsünün ikili seviyeye indirgenmesinde kullanılacak eşik değeri çok küçük olursa gri seviyeden ikili seviyeye indirgenen görüntü üzerinde kayıplar oluşmaktadır. Bu kayıplar bazı durumlarda karakterlerin ortadan kaybolması gibi hiç istenmeyen bir etki oluşturabilmektedir. Eşik değerinin çok büyük olması durumunda ise karakterler arasındaki beyaz alanlarda istenmeyen siyah pikseller oluşabilmektedir. Eşik değerinin olması gerekenden büyük veya küçük seçilmesi durumunda ortaya çıkan kusurlar Tablo 13 de görülmektedir. Bu durumda karakterleri birbirinden ayırmamız imkânsız hale gelmektedir. Biz çalışmamızda bu sorunu çözmek ve her bir görüntüye özgü en uygun eşik değeri bulmak için Otsu Threshold yöntemini kullandık. Burada, iki farklı araç plakası için Otsu yöntemi kullanılarak elde edilen ikili seviye görüntülerinin karakter bölümlenmeye en uygun durumda olduğu açıkça görülmektedir.

Tablo 13. Gri seviyedeki bir görüntünün ikili seviyeye indirgenmesi ve kullanılan eşik değerleri.

	
 Otsu eşik değeri = 109	 Otsu eşik değeri = 108
 Eşik değeri = 50	 Eşik değeri = 50
 Eşik değeri = 150	 Eşik değeri = 150

Tablo 14. Kullanılan eşik değeri durumuna göre elde edilen karakterler.













a). Otsu eşik değeri = 108 kullanılarak elde edilen karakterler.						
Karakterler						
1	7	0	0	3	9	5
[22,7]	[22,11]	[22,11]	[22,11]	[22,11]	[22,11]	[22,11]
b). Eşik değeri = 50 kullanılarak elde edilen karakterler.						
Karakterler						
	7	0	1		3	
	[22,9]	[22,11]	[22,5]		[22,10]	
c). Eşik değeri = 150 kullanılarak elde edilen karakterler.						
Karakterler						
1			3			
[22,9]			[22,15]			

Tablo 14 de aynı görüntü üzerinde karakter bölümlenme aşamasında görüntünün ikili seviyeye indirgenmesinde kullanılan eşik değeri için üç farklı değer kullanılmıştır. Kullanılan bu eşik değerlerinin karakterlerin ayrıştırılması işlemine yaptıkları etkiler ortaya konmuştur. Tablo 14 (B ve C) de görüldüğü gibi eşik değeri olması gerekenden küçük veya büyük seçilmesi durumunda karakter bölümlenme işleminde eksik sonuçlar elde edilmiştir. Bu durum sistemin başarısını olumsuz yönde etkilemektedir. Eşik değeri Otsu yöntemiyle belirlendiğinde karakterler Tablo (14-A) da görüldüğü gibi kayıpsız bir şekilde bölümlenmekte ve plakadaki tüm karakterler elde edilmektedir.

4.4. Kirli Plakalar ve Plakalarda İstenmeyen Parçalar


Yapılan deneylerde bazı araç görüntülerinde tuz-biber gürültüsü şeklinde adlandırabileceğimiz kirli araç plakaları tespit edilmiştir. Bu durumda kirli araç plakalarında bazı görüntü iyileştirme yöntemleri kullanmamız gerekmektedir. Kirli araç plakalarını iyileştirmek için ikili seviyeye indirgenmiş plaka görüntüleri üzerinde ortalama filtreleme kullanılarak bulanıklaştırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem, özellikle kirli plakalarda plaka üzerinde tuz-biber gürültüsü şeklinde ortaya çıkabilecek siyah noktaların beyaz zemin içinde kaybolmasını sağlayacak ve iki karakter arasındaki beyaz bölge korunmuş olacaktır (bakınız Tablo 15). İkili seviyeye indirgenmiş plaka görüntüsü üzerinde plaka karakterlerini birbirinden ayıran beyaz bölgeler karakter bölümlenmede kullandığımız en önemli argümandır. Dolayısıyla sistemin başarılı sonuçlar üretmesi için iki karakter arasındaki beyaz bölgede oluşabilecek gürültü ve pürüzlerin giderilmesi gerekmektedir.


Tablo 15. Kirli plakaların temizlenmesi (gürültülerden arındırılması).

Gri seviyede orijinal plakalar	İkili seviyeye indirgenmiş plakalar	İkili seviyede gürültülerden arındırılmış plakalar
		
		
		
		

Tablo 16. Kirli ve temiz plakalar üzerinde elde edilen karakterlerin karşılaştırılması.

a). İkili seviyede gürültülü plakadan elde edilen karakterler ve gereksiz parçalar.


b). Gürültülerden arındırılmış plakadan elde edilen karakterler.


c). Gürültülerden arındırılmasına rağmen plakadan elde edilen istenmeyen parçalar.



Tablo (16-a) da gürültülerden arındırılmamış plaka üzerinde karakter bölümleme işlemleri gerçekleştirildiğinde karakterler haricinde gereksiz parçalarında oluştuğu ve elde edilen karakterlerin de kirli olduğu gözlemlenmektedir. Eğer bu haliyle işlemlere devam edersek, oluşan gereksiz parçaları yok etmek için ekstra işlem maliyeti gerekecektir. Tablo (16-b) ye bakıldığında ikili seviyedeki görüntü ortalama filtreleme kullanılarak gürültülerden arındırılmış ve gereksiz parçalar oluşmadan sadece karakterler elde edilmiştir. Bununla beraber bazı görüntülerde plaka üzerinde çıkartma gibi istenmeyen nesnelerin olduğu gözlemlenmiştir. Tablo (16-c) ye bakıldığında üzerinde çıkartma olan bir plakanın karakter bölümleme aşamasındaki seyri görülmektedir. Burada ikili seviyedeki görüntü üzerinde iyileştirme yapılarak gürültülerin giderilmesine rağmen çıkartmanın bıraktığı iz plaka üzerinden silinememiştir. Dolayısıyla bu gibi durumlarda gürültü giderilmesine rağmen karakterlerden başka istenmeyen parçaların oluşması kaçınılmaz olmaktadır. Ancak bu parçalardan kurtulmak çok zor bir işlem gerektirmemektedir.

Zaten gürültü giderme işlemi bu parçanın boyutunu olduğundan biraz daha küçültmüştür. Bu tür bir parçanın boyutu karakterlerin boyutundan her zaman daha küçük olacaktır. Biz yaptığımız çalışmada bu durumu çözmek için şöyle bir yol kullandık; karakterlerin ortalama uzunluklarını hesapladık ve sonra ortalama uzunluktan daha küçük uzunluğa sahip parçaları yok ettik.

4.5. Kamera İle Araç Arasındaki Mesafe ve Bakış Açısı

Yapılan çalışmalar neticesinde bir plaka tanıma sisteminin başarımında etkili bir sonuç almak için kamera ile araç arasındaki mesafenin ve bakış açısının belli bir seviyede sınırlandırılması gerektiği anlaşılmıştır. Farklı mesafelerden çekilmiş görüntüler üzerinde yaptığımız deneyler sonucunda 3 metreden daha fazla mesafeden çekilmiş görüntülerden elde edilen plaka karakterlerinin aşırı derecede küçük olduğundan dolayı özellikle bulanıklaştırma işlemleri ve inceltme işlemlerinden sonra anlamsız ifadeler döndüğü görülmüştür (bakınız Tablo 17).

Tablo 17'ye bakıldığında 3 metreden fazla bir mesafeden çekilen bir araç görüntüsü üzerinde sistemin davranışı görülmektedir. Geliştirilen sistem bu mesafeden bile plaka bölgesini rahatlıkla çıkarabilmiş ve karakterleri bölümleyebilmiştir. Ancak bölümlenen karakterin aşırı derecede küçük olması karakterler üzerinde çeşitli bilgi kayıplarına neden olmuştur. Bu bilgi kayıpları elde edilen karakterlerin YSA tarafından doğru bir şekilde tanınmasını engellemiştir.

1 metreden daha yakından çekilen görüntülerde ise karakterler aşırı derecede büyük olduğundan sistem için tasarlanan ortalama boyut seviyesini aşmakta olduğu görülmüştür. Bu sebeplerden dolayı sistemin başarılı bir şekilde çalışması için araç görüntülerinin standart bir mesafe aralığında elde edilmesi gerektiği kanaatine vardık. Biz çalışmamızda 1,5–3 metreden çekilmiş görüntüler üzerinde ideal sonuçlar elde ettik.

Tablo 17. 3 metreden daha fazla mesafeden çekilmiş bir görüntüden elde edilen karakterler.

									
									
Karakterler									
1	7	0	U	3	9	5			
[15,4]	[15,7]	[15,7]	[15,7]	[15,7]	[15,6]	[15,7]	-	-	-
İnceltilmiş Karakterler									
1	7	0	U	3	9	5			

Daha öncede ifade ettiğimiz gibi araç ile kamera arasındaki bakış açısı da sistemin performansı üzerinde oldukça büyük bir etkiye sahiptir. Farklı açılardan çekilmiş görüntüler üzerinde yapılan deneyler neticesinde 20 dereceden daha büyük bir bakış açısıyla çekilmiş görüntülerden elde edilen plaka bölgelerinin istendiği gibi tam ve düzgün bir şekilde düzeltilemediği anlaşılmıştır. Bu durumun plaka bölgesinde plakayı kapsayacak en dar çerçeveye odaklanma işleminde başarısız sonuçlara sebep olduğu gözlemlenmiştir (bakınız Tablo 18). Bu durumda da plaka karakterlerinin bölümlenmesi işleminin arzu edilen şekilde gerçekleştirilemeyeceği kanaatine varılmıştır.

Tablo 18. Bakış (meyil) açısının PTS üzerindeki etkisi.

 <p>Orijinal görüntü.</p>	
 <p>Görüntüden elde edilen meyilli plaka bölgesi, $\theta = 21$.</p>	 <p>21 derecelik meyil açısıyla meyil düzeltme işleminden sonra elde elden yeni plaka bölgesi.</p>
 <p>Plaka bölgesinde odaklanılan en dar çerçeve (plaka görüntüsü).</p>	 <p>Plaka görüntüsünün ikili seviyeye indirgenmiş hali.</p>
 <p>Karakter bölülmeden elde edilen başarısız sonuç.</p>	

BÖLÜM 5**SONUÇLAR VE ÖNERİLER**

Bu çalışmada özellikle görüntü işleme, karakter tanıma ve yapay sinir ağları gibi popüler çalışma alanlarının PTS'lerin başarımını nasıl iyileştirebileceği incelendi. PTS işlem aşamaları analiz edildi ve başarım oranını yükseltmek için her bir aşama da daha iyi sonuçlar verecek yöntemler kullanıldı. Plaka bölgesinin belirlenmesi aşamasında görüntü üzerinde ön işleme algoritmaları ve dik kenar istatistiği kullanılarak bu sistemlerin her ortam ve koşul altında etkili ve diğer yöntemlere göre daha hızlı sonuçlar üretmesi sağlandı. Sistemin başarımına olumsuz yönde etki eden faktörleri ortadan kaldırmak için karakter bölümlenme aşamasında izdüşüm yöntemleri kullanıldı. Karakterler üzerinde inceltme işlemi uygulanarak karakter tanıma aşaması daha verimli hale getirildi. Pek çok alanda kullanılan YSA'ların karakter tanımaya olan katkısı ortaya kondu. YSA'ların özellikle karakter tanıma aşamasında PTS için kullanılan diğer yöntemlerden daha etkili sonuçlar ürettiği gözlemlendi. Sonuç olarak YSA ve çeşitli görüntü işleme teknikleri kullanarak işlem zamanı kısa, hesaplama gücü yüksek, tanıma oranı daha iyi olan ve daha fazla ortamda ve daha fazla koşullarda çalışabilecek başarım oranı yüksek bir PTS geliştirilmeye çalışıldı.

Yapılan çalışma neticesinde plakası okunacak bir araç görüntüsünün elde edilmesi sırasında kamera ile araç arasındaki mesafe ve bakış açısının uygun bir değer aralığında sınırlandırılması gerektiği anlaşıldı. Farklı mesafe ve bakış açılarından elde edilmiş görüntüler üzerinde yapılan deneyler sonucunda sistemimizin 1,5-3 metre mesafe aralığından ve -20,+20 derece arasında değişen bakış açısından elde edilmiş görüntüler üzerinde en verimli sonucu verdiği görüldü. Dolayısıyla bu sistem belirlenen sınırlar dışında elde edilmiş görüntülerden araç plakasını tamamıyla doğru okuyamamaktadır. Belirlenen sınırlar aralığında elde edilmiş 357 görüntü üzerinde sistemin verdiği sonuçlar ve başarım oranları Tabloda 19 da gösterilmektedir.

Tablo 19. 357 görüntü üzerinde sistemin başarıml oranları.

Aşamlar	Tüm Gör. – Başarılı Gör.	Başarım oranı (%)
Plaka Bölgesi Belirleme	357 – 357	100
Karakter Bölümleme	357 – 357	100
Karakter Tanıma	357 – 340	95,238

Tabloda görüldüğü gibi sistemin her aşamasında elde edilen başarıml oranı ayrı ayrı hesaplanmıştır. Burada elde edilen sonuçlara bakıldığında, geliştirilen sistem plaka bölgesi belirleme aşamasında tüm görüntülerden plaka bölgesini belirleyebilmiştir. Bu başarımın elde edilmesinde en büyük etken daha öncede belirttiğimiz gibi görüntülerin belli bir mesafe ve bakış açısı aralığında elde edilmesi olmuştur. Yine Tablo 19 da görüldüğü üzere karakter bölümleme aşamasında %100 lük bir sonuç elde edilmiştir. Aslında bu sonuç kaçınılmazdır. Çünkü başarılı bir şekilde elde edilen her plaka bölgesinden karakterler başarılı bir şekilde ayrıştırılabilmektedir.

Burada aslında sistemin de başarısına etki edecek en önemli ölçütün karakter tanıma aşamasından elde edilen sonuç olduğu ortaya çıkmaktadır. Buda yapay sinir ağının başarıml oranına bağlı olmaktadır. Yaptığımız deneyler sonucunda YSA'nın eğitilmesi sırasında kullanılan test verisi sayısının YSA'nın başarımında oldukça etkili olduğunu gözlemledik. Tablo 20 de her bir karakter için 10, 20 ve 30'ar örnek kullanılarak eğitilen YSA'nın başarıml oranları görülmektedir. Yaptığımız çalışmalar neticesinde YSA'nın eğitiminde her bir karakter için 30'ar test verisi kullanarak en yüksek başarıml oranını elde ettik. Kullanılan 357 görüntüden yaklaşık 200'ün üzerinde 1 ve 7 karakterleri, yaklaşık 100'er adet de diğer karakterler bulunmaktadır. Dolayısıyla YSA örneğin, 1 karakterinin 30 farklı örneğini öğrenerek geri kalan 170 tane farklı 1 karakterini de tanımaktadır. Aslında karakter bazında düşündüğümüzde sistemin başarıml oranının yüksekliği daha açık bir şekilde ortaya çıkmaktadır.

Tablo 20 de görüldüğü üzere YSA karakter tanıma aşamasında, sisteme verilen 357 görüntüden 340'ına ait karakterleri tam ve doğru bir şekilde tanıyabilmiştir. Geri kalan 17 görüntüden elde edilen plakalarda ise bazı karakterleri doğru tanımasına rağmen bazı karakterleri de yanlış tanımış ve farklı karakterlere benzetmiştir. Bu benzetme 0 sayısını O harfine (yada tersi), 2 sayısını Z harfine (yada tersi) ve 6 sayısını G harfine (yada tersi) benzetme şeklinde oluşmuştur.

Tablo 20. YSA'nın eğitilmesinde her bir karakter için kullanılan test verisi sayılarının sistemin başarımına etkisi.

Her bir karakter için kullanılan test verisi sayısı.	Tüm Gör. – Başarılı Gör.	Başarım oranı (%)
10	357 – 125	33
20	357 – 260	69
30	357 – 340	95,238

Sonuç olarak geliştirilen sistem, belirlenen mesafe ve bakış açılarından elde edilmiş 357 görüntü üzerinde ortalama %95 lik bir başarı elde etmiştir. Yakın gelecekte daha gelişmiş görüntü işleme teknikleri ortaya çıktıkça daha geniş koşullarda daha yüksek bir başarım oranına sahip PTS'lerin geliştirilebileceği açıktır.

KAYNAKLAR

- Anagnostopoulos I.E., Psoroulas I.D., Loumas V. ve Kayafas E., 2008. License Plate Recognition From Still Images and Video Sequence: A Survey. *IEEE Trans. On Intelligent Transportation Systems*, 9 (3): 377-391.
- Anagnostopoulos C.N.E., Anagnostopoulos I.E., Loumos V. ve Kayafas E., 2006. A License Plate-Recognition Algorithm for Intelligent Transportation System Applications, *IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems*, vol. 7, no 3, pp. 377-392.
- Anderson J. A., 1995. Introduction to Neural Networks. *Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, (Cambridge, MA: MIT Press).
- Capar A. ve Gokmen M., 2006. Concurrent segmentation and recognition with shape-driven fast marching methods, in *Proc. 18th ICPR*, Hong Kong, vol. 1, pp. 155–158.
- Chang S., Chen L., Chung Y. ve Chen S., 2004. Automatic License Plate Recognition. *IEEE Trans. On Intelligent Transportation Systems*, 5 (1): 42-43.
- Cheriet M., Khurma N., Liu C. ve Ching Y.S., 2007. Character Recognition Systems A Guide for Students and Practitioners. *Wiley*.
- Comelli P., Ferragina P., Granieri M.N. ve Stabile F., 1995. Optical recognition of motor vehicle license plates, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 44, no. 4, pp. 790–799, Nov.
- Dlagnekovin L., 2004. Video-based car surveillance: license plate, make, and model recognition. M.Sc Thesis (Yüksek Lisans Tezi). *Comput. Sci. Eng. Dept., Univ. California San Diego*.
- Duan T.D., Du T.L.H., Phuoc T.V. ve Hoang N.V., 2005. Building an automatic vehicle license-plate recognition system, in *Proc. Int. Conf. Comput. Sci. (RIVF)*, pp. 59–63.

- Gang L., Ruili Z. ve Ling L., 2006. Research on vehicle license plate location based on neural Networks. *in: First International Conference on Innovative Computing, Information and Control*, 3: 174-177.
- Gonzalez R. ve Woods R., 2002. Digital Image Processing. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.
- Hazanchuk A. ve Neoh H.S., 2004. Adaptive Edge Detection for Real-Time Video Video Processing using FPGAs, *International Signal Processing Conference (ISPC), Santa Clara, California*, September 27-30.
- Hongliang B. ve Changping L., 2004. A hybrid license plate extraction method based on edge statistics and morphology. *in Proc. International Conference on Pattern Recognition*, 2: 831–834.
- Hsieh C.T., Juan Y.S. ve Hung K.M., 2005. Multiple license plate detection for complex background, *in Proc. Int Conf. AINA*, vol. 2, pp. 389–392.
- Huang Y.P., Lai S.Y. ve Chuang W.P., 2004. A template-based model for license plate recognition, *in Proc. IEEE Int. Conf. Netw., Sensing and Control*, pp. 737–742.
- Kahraman F., Kurt B. ve Gökmen M., 2003. License Plate Character Segmentation Based on the Gabor Transform and Vector Quantization. *ISCIS Computer and Information Sciences*, 2869: 381–388.
- Kapoor R., Bagai D. ve Kamal T.S., 2004. A new algorithm for skew detection and correction. *Elsevier Science Inc. Pattern Recognition Letters*, 25 (11):1215-1229.
- Kim K.K., Kim K.I., Kim J.B. ve Kim H.J., 2000. Learning-based approach, for license plate recognition, *in Proc. IEEE Signal Process. Soc. Workshop, Neural Netw. Signal Process.*, vol. 2, pp. 614–623.

- Kim S.K., Kim D.W. ve Kim H.J., 1996. A recognition of vehicle license plate using a genetic algorithm based segmentation, in *Proc. Int. Conf. Image Process.*, Sep. vol. 1, pp. 661–664.
- Nagendraprasad M.V., Wang P.S.P. ve Gupta A., 1993. Algorithms for thinning and rethickening binary digital patterns. *Digital Signal Processing*, 3: 97–102.
- Nijhuis J.A.G., ter Brugge M.H., Helmholt K.A., Pluim J. P.W., Spaanenburg L., Venema R.S. ve Westenberg M.A., 1995. Car license plate recognition with neural networks and fuzzy logic, in *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Netw.*, vol. 5, pp. 2232–2236.
- Nomura S., Yamanaka K., Katai O., Kawakami H. ve Shiose T., 2005. A novel adaptive morphological approach for degraded character image segmentation, *Pattern Recognit.*, vol. 38, no. 11, pp. 1961–1975, Nov.
- Otsu N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66.
- Shi X., Zhao W. ve Shen Y., 2005. Automatic License Plate Recognition System Based on Color Image Processing. *Computational Science and Its Applications*, 3483: 1159–1168.
- Zheng D., Zhao Y. ve Wang J., 2005. An Efficient Method of License Plate Location. *Pattern Recognition Letters*, 26: 2431 – 2438.
- Zimic N., Ficzkowski J., Mraz M. ve Virant J., 1997. The fuzzy logic approach to the car number plate locating problem, in *Proc. IIS*, pp. 227– 230.
- Zunino R. ve Rovetta S., 2000. Vector quantization for license-plate location and image coding, *IEEE Trans. Ind. Electron.*, Feb, vol. 47, no. 1, pp. 159–167.
- Xiong J., Gao S. Du, D. ve Shen Q., “Locating car license plate under various illumination conditions using genetic algorithm,” in *Proc. ICSP*, pp. 2502–2505.

TABLolar LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 1. Yerel dik kenar yoğunlukları.....	16
Tablo 2. Aday plaka bölgeleri.....	17
Tablo 3. Muhtemel plaka bölgesine odaklanma.....	19
Tablo 4. Meyil düzeltme işlemleri.....	21
Tablo 5. Plaka üzerinde izdüşüm işlemleri.....	23
Tablo 6. Karakterlerin ayrıştırılması.....	27
Tablo 7. Karakterlerin İnceltilmesi.....	29
Tablo 8. Beklenen değerler matrisinde hangi satırın hangi karaktere ait olduğunu gösterir.....	37
Tablo 9. Tasarladığımız YSA modelinde kullanılan parametreler ve eğerleri.....	38
Tablo 10. Görüntü önışleme işlemine tabi tutulmayan orijinal araç görüntüsünden dik kenar bularak plaka bölgesini belirleme.....	42
Tablo 11. Görüntü önışleme işlemine tabi tutularak gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsünden dike kenar bularak plaka bölgesini belirleme.....	42
Tablo 12. Eliminasyon işleminde eşik değerini 20 piksel olarak aldığımızda elde edilen dik kenar ve plaka bölgesi görüntüsü.....	43
Tablo 13. Gri seviyedeki bir görüntünün ikili seviyeye indirgenmesi ve kullanılan eşik değerleri.....	44
Tablo 14. Kullanılan eşik değer durumuna göre elde edilen karakterler.....	45
Tablo 15. Kirli plakaların temizlenmesi (gürültülerden arındırılması).....	46
Tablo 16. Kirli ve temiz plakalar üzerinde elde edilen karakterlerin karşılaştırılması.....	47

Tablo 17. 3 metreden daha fazla mesafeden çekilmiş bir görüntüden elde edilen karakterler.....	49
Tablo 18. Bakış (meyil) açısının PTS üzerindeki etkisi.....	50
Tablo 19. 357 görüntü üzerinde sistemin başarıml oranları.....	52
Tablo 20. YSA'nın eğitilmesinde her bir karakter için kullanılan test verisi sayılarının sistemin başarımlına etkisi.....	53

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1. Orijinal araç görüntüsü.....	9
Şekil 2. Gürültü ve detaylardan arındırılmış araç görüntüsü.....	10
Şekil 3. Ana görüntü ile filtre elemanının (convulation matrisi) convulation işlemine tabi tutulması.....	11
Şekil 4. Sobel operatörü kullanılarak araç görüntüsünden edilen “Yatay ve Dikey kenar” görüntüsü.....	12
Şekil 5. Sobel operatörü kullanılarak araç görüntüsünden edilen “dik kenar” görüntüsü....	12
Şekil 6. İstenmeyen kenarlardan arındırılmış dik kenar görüntüsü.....	12
Şekil 7. a). Dik kenar belirlemede kullanılan sobel filtre elemanı, b). Yatay kenar belirlemede kullanılan sobel filtre elemanı.....	13
Şekil 8. Yerel dik kenar yoğunluklarının hesaplanması. a). Dik kenar “D” matrisi, b). Dik kenar matrisinden elde edilen yerel yoğunlukların depolandığı “B” matrisi.....	15
Şekil 9. Dik kenar görüntüsü üzerinde sadece plaka bölgesindeki dik kenarlara yoğunlaşmış D matrisinin görüntüsü.....	18
Şekil 10. Araç plakasını içeren dikdörtgensel plaka bölgesi.....	19
Şekil 11. (x, y) Koordinat sistemindeki bir doğrunun polar parametre (p, θ) izdüşümleri.....	20
Şekil 12. Plaka bölgesinde sadece plaka karakterlerini kapsayan en dar çerçevenin görüntüsü.....	22
Şekil 13. İnceltme işlemine tabi tutulan p pikseli ve komşu pikselleri.....	27
Şekil 14. a). Karakterin inceltme işleminden önceki hali, b). Karakterin inceltme işleminden sonraki hali.....	29
Şekil 15. YSA’yı oluşturan bir sinir hücresinin yapısı.....	31

Şekil 16. Sigmoid doygunluk fonksiyonu.....	32
Şekil 17. Üç katmanlı ileri beslemeli bir YSA.....	33
Şekil 18. a). İkili seviyede inceltilmiş karakter görüntüsü ve piksel matrisi, b). [30×20] boyutlarındaki standart bir şablon matrisine aktarılmış karakter görüntüsü ve piksel matrisi.....	36
Şekil 19. YSA da eğitilecek her bir karakter için tanımlanan beklenen değerler matrisi.....	38
Şekil 20. 990 test verisi için 495000 kez çalıştırılan YSA’da elde edilen hata oranlarının (MSE) listesi.....	39
Şekil 21. “P” karakteri için YSA’nın ürettiği çıktılar.....	40

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı :Kırami KAÇAN
Doğum Yeri :Erzurum
Doğum Tarihi :10.02.1984

EĞİTİM DURUMU

Lisans Öğrenimi: Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği
Yüksek Lisans Öğrenimi: Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği
Bildiği Yabancı Diller: İngilizce

BİLİMSEL FALİYETLERİ

- a) Yayınlar –SCI –Diğer
- b) Bildiriler –Uluslararası –Ulusal
B Uğurlu, K Kaçan ve İ Türkyılmaz (2010) Bilgi Güvenliğinde El Yazısı,
Akademik Bilişim, 10 - 12 Şubat 2010, Muğla Üniversitesi.
- c) Katıldığı Projeler

İŞ DENEYİMİ

Çalıştığı Kurumlar ve Yıl: Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği
Bölümü, Arş. Gör. 2008 –

İLETİŞİM

E-posta Adresi: krkacan@gmail.com