

Amaca Yönelik Ayırıt Saptama

Goal Oriented Edge Detection

Binnur Kurt, Muhittin Gökmen

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
İstanbul Teknik Üniversitesi
{bkurt,gokmen}@itu.edu.tr

Özetçe

Çoğu bilgisayar görü uygulamasında, farklı özelliklerde ayırıt haritası üretebilen ayırıt saptayıcılara sıklıkla ihtiyaç duyulmaktadır. Ayırıt saptayıcısının ürettiği bu farklı karakteristikteki ayırıt haritalarından birinin eldeki uygulamanın ihtiyaç duyduğu ayırıtı üreteceği umulmaktadır. Ancak mevcut ayırıt saptayıcıların önerdiği çözümlerden uygulamanın ihtiyaç duyduğu en iyi ayırıtın seçimi ile ilgili genel geçer bir yöntem yoktur. Önerilen yöntemler çoğunlukla uygulamanın ihtiyaç duyduğu ayırıtı üretecek şekilde kolaylıkla uyarlanabilir olmaktan uzaktır. Daha önceki çalışmalarımızda geliştirdiğimiz Genelleştirilmiş Ayırıt Saptayıcısının ölçek parametrelerinin değiştirilmesiyle, farklı özelliklerde ayırıt üretilmesi sağlanmıştır. Üretilen ayırıt haritaları zengin olmasına karşın tek bir ölçekteki ayırıtlardan amaca uygun ayırıt üretmek mümkün değildir. Bu çalışmada güçlü ayırıt saptayıcıları geliştirilmiş ve bu saptayıcılar amaca yönelik ayırıt saptama çatısı altında kullanılmıştır. Önerilen çatı iki aşamalı bir süreçten oluşmaktadır. İlk olarak kullanıcı, veritabanındaki imgelerdeki beneklerin bir kısmını ayırıt benekleri ve diğer bir kısmını ayırıt olmayan benekler olarak etiketlemektedir. Daha sonra işaretlenen bu benekler üzerinde hesaplanan çeşitli ölçek ve doğrultulardaki G-süzgeç cevapları birleştirilerek öznelilik vektörleri elde edilir. İkinci aşamada ise sürekli ayırıt birer çevrit olarak değerlendirilir ve ardından bu çevritler eğitim kümesindeki çevritler ile eşlenir. Eşlemede, daha önce geliştirdiğimiz gradyan temelli ilgin değişimsiz şekil betimleyicileri kullanılmıştır. Sadece bu eşlemeyi geçen çevritler çevrit olarak kabul edilir. Geliştirilen ayırıt saptayıcı gerçek plaka görüntüleri üzerinde yapılan testlerde başarılı ile çalıştığı gösterilmiştir.

Abstract

In many vision applications, there is a great demand for an edge detector which can produce edge maps with very different characteristics in nature, so that one of these edge maps may meet the requirements of the problem under consideration. Unfortunately it is not evident how to choose the desired or the optimum edge maps from these solutions that the edge detector offers. The proposed solutions are usually too general that cannot be easily adapted to the application needs by tuning edge detection parameters. One edge detector that we have studied in this study is Generalized Edge Detector which is capable of producing edges with very different characteristics. Although the edge maps based on this representation are reasonable, no one set of scale parameters alone yields a solution close to the desired edges. In this study, we have developed powerful edge

operators and have used them under a goal-based edge detection framework. Proposed framework is a two-stage process. First, user marks some pixels in the database as edge and non-edge pixels. Then feature vectors comprised of filter responses to G-Filters at different scales are extracted at these marked pixels. Edge detection problem is imposed as two-class classification problem. Support vector machine (SVM) is used in the experiments. Classifier itself is not adequate to extract desired edges for the application under consideration. In the second stage continuous edges are treated as one contour. Then contours are matched with the contours in the training set. Only matched contours are kept and the other contours are eliminated. The purpose of the first stage is to keep only prominent edges and remove irrelevant edges with respect to the application. The classifier decides which discontinuity is prominent or irrelevant. Experimental studies on real license plate images show that the proposed edge detector can successfully detects edges only on license plate regions.

1. Giriş

Ayırıt saptamada amaç yoğunluk yüzeylerinden nesnelerin sınırlarına karşı düşen ayırıtın üretilmesidir. Üretilen bu ayırıt görüntü yüzeyindeki keskin değişimlerin neden olduğu süreksizlikler olarak ortaya çıkar. Görüntü yüzeyindeki bu ani değişimin kaynağı ya nesnenin dış yüzeyinin yapısal özellikleri (örneğin örüntü, örtme) ya da aydınlatma özellikleri (örneğin gölgeler, parlaklık) olabilir. Kaynağı ne olursa olsun, durağan bir görüntüdeki ayırıtın saptanması, yüksek doğruluk gerektiren ayırıt temelli herhangi bir bilgisayar görü algoritmasının önemli bir aşamasını oluşturur. Birçok çevrit temelli bilgisayar görü uygulamasında (örneğin şekil-tabanlı sorgulama [2], çevrit-temelli görüntü çifti [3], çevrit-temelli görüntü sıkıştırma [4], ayırıt-temelli yüz tanıma [5] ve ayırıt-temelli hedef tanıma [6]) başarımlar büyük oranda saptanan ayırıtın doğruluğuna bağlıdır. Bu nedenle ayırıt saptama, bilgisayar görüde önemli araştırma konularından birini oluşturmaktadır.

Herhangi bir ayırıt saptayıcı, yüksek doğruluk ile gürültüyü bastırma özellikleri arasındaki ödünleşimi çözmelidir. Ne var ki, bir ön bilgi olmaksızın en iyi ödünleşimi belirlemek mümkün değildir. Gerçekten, bir benegin ayırıt üzerinde bulunup bulunmadığına karar verme problemi kötü konumlandırılmış bir problemdir. Karar verme süreci yoğunluk yüzeyinin çeşitli derecelerden türevinin hesabını gerektirmektedir. Bilindiği gibi, türev alma işlevi gürültüyü kuvvetlendirmektedir. Bu problemin önüne geçmek için türev işlevinden önce düzleştirme işlemi uygulanır. Bu görüntüye alçak geçiren bir süzgeç uygulanması ile sağlanır. Mevcut

ayrıt saptayıcıların çoğunluğu bu ödünleşimin en iyi çözümünü hedeflemişlerdir. Ancak en iyi çözümün tek bir ölçekte saptanan ayrıtlardan elde edilemeyeceği gösterilmiş ve farklı ölçeklerdeki ayrıtların saptanarak tümleştirilmesi çözümü önerilmiştir. Bu çalışmaların çoğu ya Gauss süzgeci ya da şekli Gauss süzgecine çok benzeyen süzgeçlerle sonuçlanmıştır. Ayrıca bu süzgeçler, tek bir ölçek parametresi ile yönlendirilebildiklerinden, ayrıtların ve yüzeylerin ölçek uzayının gösteriminin elde edilmesinde kullanılmak için son derece uygundur. Bu süzgeçlerin geniş bir kullanıma sahip olmalarına rağmen belirli bir problem için istenilen sonucu sağladıklarını söylemek mümkün değildir. Örneğin, ayrıtın yerinin doğru olarak saptanmasının daha önemli olduğu durumu ele alalım. Bu durumda, yer bilgisini daha doğru veren eniyi-altı bir süzgeç kullanmak daha uygun olacaktır. Mevcut çözümlerin amaca yönelik ayrıtlar üretmekten uzak olmaları, araştırmacıları genel amaçlı bir ayrıt saptayıcı tasarımına yöneltmiştir.

Farklı özelliklerde ayrıt haritası üretebilen ayrıt saptayıcılara oldukça fazla ihtiyaç duyulmaktadır. Bu farklı karakteristiklerdeki ayrıt haritalarından birinin eldeki uygulamanın ihtiyaç duyduğu ayrıtları üreteceği umulmaktadır. Ancak ayrıt saptayıcının önerdiği çözümlerden uygulamanın ihtiyaç duyduğu en iyi ayrıtların seçimi ile ilgili genel geçer bir çözüm yoktur. Ayrıt saptama için önerilen yöntemler çoğunlukla uygulamanın ihtiyaç duyduğu ayrıtları üretecek şekilde kolaylıkla uyarlanabilir olmaktan uzaktır. Bu çalışmada üzerinde çalışılan ve kullanılan Genelleştirilmiş Ayrıt Saptayıcısının (GAS) ölçek parametreleri olan λ ve τ 'nin değiştirilmesiyle farklı özelliklerde ayrıtlar üretilmesi sağlanmıştır. Üretilen ayrıt haritalarının başarılı olmasına karşın tek bir ölçekte amaca uygun ayrıtlar üretmek mümkün değildir. Bu çalışmada amacımız, güçlü ayrıt saptayıcıları geliştirmek ve bu saptayıcıları amaca yönelik ayrıt saptama çatısı altında kullanmaktır. Önerilen çatı iki aşamalı bir süreçten oluşmaktadır. İlk olarak kullanıcı, veritabanındaki imgelerdeki beneklerin bir kısmını ayrıt benekleri ve ayrıt olmayan benekler olarak etiketlemektedir. Daha sonra işaretlenen bu benekler üzerinde hesaplanan çeşitli ölçek ve doğrultulardaki G-süzgeç cevapları birleştirilerek öznitelik vektörleri elde edilir. Böylelikle, ayrıt saptama problemi iki sınıflı sınıflandırma problemine dönüştürülmüş olur.

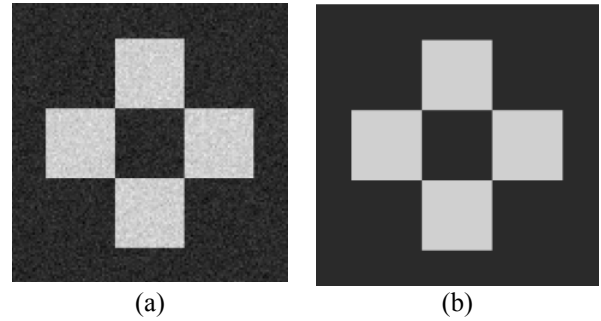
Bu çalışmada sınıflandırıcı olarak Destek Karar Makinelerinden (DKM) yararlanılmıştır. Sınıflandırıcı tek başına uygulama için istenilen ayrıtları üretmek için yeterli değildir. İkinci aşamada sürekli ayrıtlar birer çevrit olarak değerlendirilir ve ardından bu çevritler eğitim kümesindeki çevritler ile eşlenir. Eşlemede, daha önceki çalışmamızda geliştirdiğimiz gradyan temelli ilgin değişimsiz şekil betimleyicileri kullanılmıştır. Sadece bu eşlemeyi geçen çevritler çevrit olarak kabul edilir. Birinci aşamanın amacı sadece uygulama için anlamlı olabilecek ayrıtları tutmak ve diğer ilgisiz ayrıtları elemektir. Sınıflandırıcı hangi değişimin önemli hangisinin ise ilgisiz olduğuna karar vermektedir. Bu nedenle eğitim kümesinin nasıl oluşturulduğu son derece önemlidir. Eğitim kümesinde yaklaşık olarak eşit sayıda ayrıt ve ayrıt olmayan benek örneği bulunmalıdır. Bu sınıflandırıcının ve birinci aşamanın başarımı için önemlidir.

2. Birinci Aşama: Öznitelik Vektörlerinin Çıkarılması ve Sınıflandırma

Birinci aşamada kullanıcı, veritabanındaki imgelerdeki beneklerin bir kısmını eldeki problemin ihtiyaç duyduğu ayrıtlara bağlı olarak **ayrıt benekler** ve **ayrıt olmayan benekler** olarak etiketlemektedir. Eğitim kümesinde yaklaşık olarak eşit sayıda ayrıt ve ayrıt olmayan benek örneği bulunmalıdır. Daha sonra işaretlenen bu benekler üzerinde hesaplanan çeşitli ölçek ve doğrultulardaki G-süzgeç cevapları birleştirilerek öznitelik vektörleri elde edilir. Böylelikle, ayrıt saptama problemi iki sınıflı sınıflandırma problemine dönüştürülmüş olur. Ayrıt noktalarından çıkarılan öznitelik vektörünü u_r ile ve ayrıt olmayan noktalardan çıkarılan öznitelik vektörünü v_s ile gösterelim:

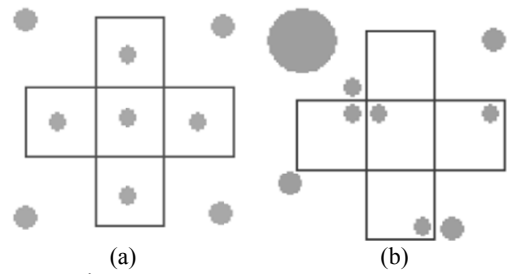
$$\begin{aligned} u_{i,j,r}(f_k) &= ([G_x(\lambda_i, \tau_j) * f_k](edge_{f_k}(r))) \\ v_{i,j,s}(f_k) &= ([G_x(\lambda_i, \tau_j) * f_k](none_{f_k}(s))). \end{aligned} \quad (1)$$

Burada f_k k . eğitim imgesini, $G_x(\lambda_i, \tau_j)$ genelleştirilmiş ayrıt saptayıcısını, $edge_{f_k}(r)$ k . eğitim imgesinde işaretlenen r . ayrıtın koordinatlarını ve $none_{f_k}(s)$ k . eğitim imgesinde işaretlenen s . ayrıt olmayan noktanın koordinatlarını göstermektedir. $\lambda\tau$ -uzayının nasıl örneklendiği sınıflandırma başarımını etkilemektedir. Etkinin nasıl olduğuna incelemek üzere gürültülü dama imgesi (Şekil.1 (a)) için iki farklı ölçekleme için sınıf dağılımı oluşturuldu.



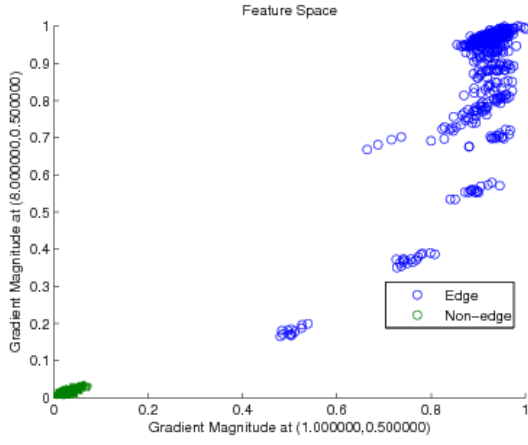
Şekil.1 Gürültülü ve özgün dama imgeleri.

Benzer şekilde sınıflandırma başarımını etkileyen diğer bir unsur ayrıt ve ayrıt olmayan noktaların seçimidir. İki farklı seçim Şekil.2'de verilmiştir.

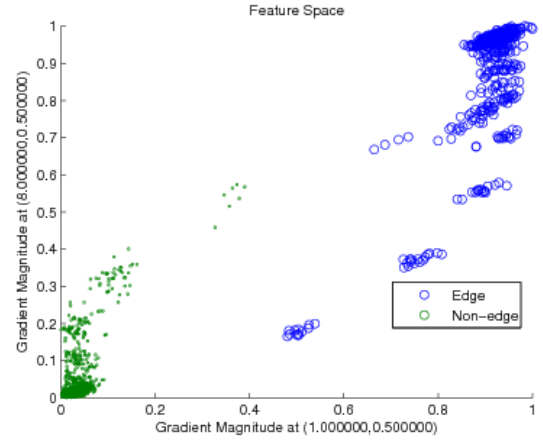


Şekil.2 İki farklı işaretleme biçimi.

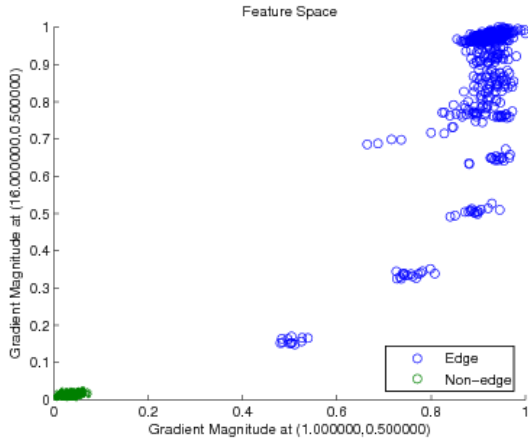
Farklı seçimler için öznitelik vektör dağılımı da farklılık göstermektedir. Sınıflandırıcı olarak Destek Karar Makinelerinden (DKM) yararlanılmıştır. Sınıflandırıcı uygulama için anlamlı olabilecek ayrıtları tutmakta ve diğer ilgisiz ayrıtları elemektir. Sınıflandırıcı hangi değişimin önemli hangisinin ise ilgisiz olduğuna karar vermektedir.



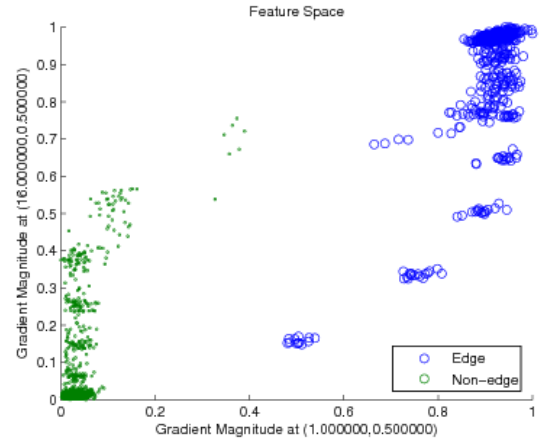
(a)



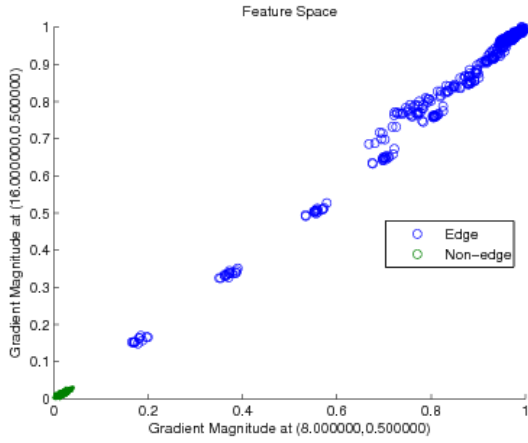
(a)



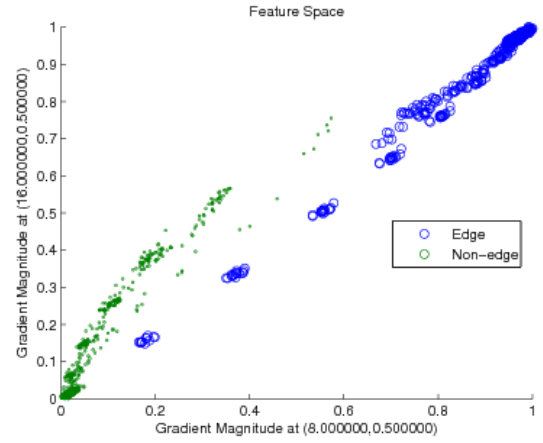
(b)



(b)



(c)



(c)

Şekil.3 Şekil.2 (a)'da verilen seçim için öznelilik uzayındaki dağılımı

(a) $(\lambda_1, \tau_1) = (1.0, 0.5), (\lambda_2, \tau_1) = (8.0, 0.5)$

(b) $(\lambda_1, \tau_1) = (1.0, 0.5), (\lambda_2, \tau_1) = (16.0, 0.5)$

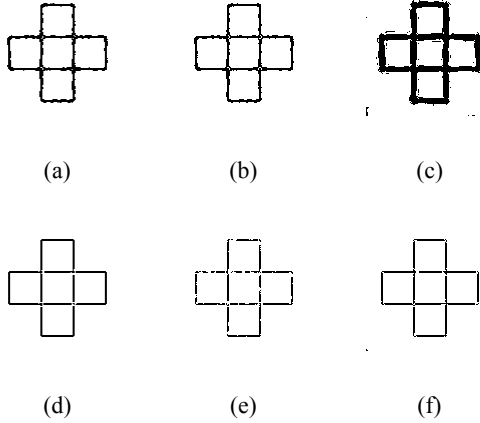
(c) $(\lambda_1, \tau_1) = (8.0, 0.5), (\lambda_2, \tau_1) = (16.0, 0.5)$

Şekil.4 Şekil.2 (b)'de verilen seçim için öznelilik uzayındaki dağılımı

(a) $(\lambda_1, \tau_1) = (1.0, 0.5), (\lambda_2, \tau_1) = (8.0, 0.5)$

(b) $(\lambda_1, \tau_1) = (1.0, 0.5), (\lambda_2, \tau_1) = (16.0, 0.5)$

(c) $(\lambda_1, \tau_1) = (8.0, 0.5), (\lambda_2, \tau_1) = (16.0, 0.5)$



Şekil.5 Ayırt saptama sonuçları (a),(b),(c) Şekil-3 (a),(b),(c) ile elde edilen ayırt saptayıcı sonuçları, (d),(e),(f) Şekil-4 (a),(b),(c) ile elde edilen ayırt saptayıcı sonuçları.

3. İkinci Aşama: Gradyan Tabanlı Şekil Betimleyiciler

Burada nesnenin her zaman kapalı bir çevrite sahip olduğunu varsayıyoruz. Temel fikir sadece çevrit noktalarının kullanmak yerine, aynı zamanda bu noktalardaki gradyan değerlerini de ele almaya dayanmaktadır. Gradyan tabanlı şekil betimleyiciler ile ilgili detaylar [6] ve [7]'de verilmiştir.

4. Sonuçlar

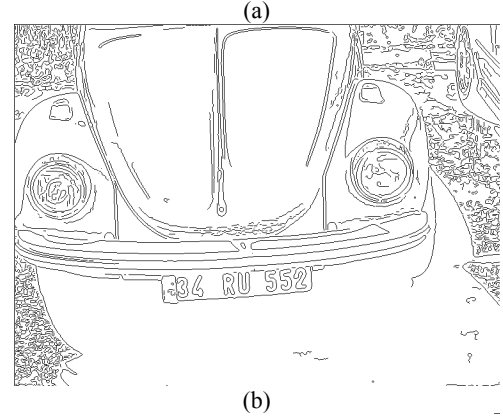
Önerilen yöntemin başarımı araç plaka rakam imgelerinin oluşturduğu veritabanı üzerinde sınanmıştır. Veritabanında 8321 gri seviyeli rakam karakterleri bulunmaktadır. Bunların yaklaşık yarısı (4121) eğitim, kalanı (4200) test imgesi olarak ayrılmıştır. Pratikte, taşıt plakalarında 10 farklı rakam (0-9) yer almakla beraber, sadece 9 adet sınıf tanımlanmıştır. Dönme söz konusu olduğunda, herhangi bir ön bilgi olmaksızın 6 ile 9 imgelerini birbirinden ayırt etmek mümkün değildir. Şekil.5'de önerilen ayırt saptayıcısı ile elde edilen sonuç verilmiştir.

Önerilen yaklaşımın, gürbüz ve kesin ayırt/çevrit saptamaya ihtiyaç duyulan birçok uygulamada yerini bulacağına inanıyoruz. Geliştirilen yöntemin güçlü ayırt/çevrit-temelli yüz tanıma ve araç plaka tanıma gibi bilgisayar görüş uygulamalarının geliştirilmesine olanak sağlayacaktır.

5. Kaynakça

- [1] B. Günsel, M. Tekalp, "Shape Similarity Matching for Query-By-Example," Pattern Recognition, Vol. 31, No. 7, pp. 931-944, 1998.
- [2] N.M. Nasrabadi, "A Stereo-Vision Technique using Curve Segments and Relaxation Matching," IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 5, pp. 566-572, 1992.

- [3] B. Kurt, M. Gökmen, A.K. Jain, "Image Compression Based on Centipede Model," Int. Conf. on Image Analysis and Processing, ICIAP'97, Vol. 1, pp. 303-311, Florence Italy.
- [4] A. Yılmaz, M. Gökmen, "Face Recognition Based on Eigenhills," 7th Conference on Signal Processing and Applications, SIU'99, 1999.
- [5] Gökmen, M. and Jain, A.K., 1997. $\lambda\tau$ -Space Representation of Images and Generalized Edge Detector, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **19**, 545-563.
- [6] Kurt, B., Çapar, A. and Gökmen, M., 2007. *Affine Invariant Shape Descriptors*, 15th IEEE Conf. on Signal Processing and Its Applications, IEEE SIU'2007, 2007.
- [7] Çapar, A., Kurt, B. and Gökmen, M., 2008. *Gradient Based Shape Descriptors*, appear to Machine Vision and Applications, 2008.



34 552

(c)

Şekil.5 Eğitim kümesi ile eğitilen ayırt saptayıcı ile edilen sonuç (a) Giriş görüntüsü (b) Ayırt haritası (c) Saptanan plaka karakterleri.