

GLCM TABANLI K-NN SINIFLANDIRICI MODELİ İLE AVUÇ İÇİ TANIMA SİSTEMİ

Abidin Çalışkan^{1*}, Emrullah Acar², Yılmaz Kaya³

¹ Batman Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü,
Batman

² Batman Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Bölümü, Batman

³ Siirt Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Siirt
*abidin.caliskan@batman.edu.tr

Özet: K en yakın komşuluk algoritması, sınıflandırma problemini çözen bir algoritmadır. Sınıflandırma, yeni bir imgenin özniteliklerini inceleme ve bu imgeyi önceden tanımlanmış bir sınıfa atamaktır. Önemli olan, her bir sınıfın özelliklerinin önceden belirlenmiş olmasıdır. Bu çalışmada Hongkong Politeknik Üniversitesi veri tabanına ait avuç içi imgeleri kullanılmıştır. El imgeleri ön işlemden geçirildikten sonra avuç içi imgeleri elde edilmiştir. Gri seviye eş oluşum matrisi (GLCM) metodu kullanılarak her bir imgeden öz nitelik parametreleri elde edilmiştir. Bu parametreler k en yakın komşuluk algoritması (k-NN) sınıflandırıcısının girişine verilerek performansı en iyi sistem tasarlanmıştır. Sonuç olarak en iyi performans k=1 komşuluk yapısında % 91.4 olarak gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Avuç içi tanıma, GLCM, k-NN, örüntü tanıma.

Palm Print Recognition with GLCM based k-NN Classifier Model

Abstract: K nearest neighbor algorithm is an algorithm that solves the problem of classification. The classification is to analyse texture features of a new image and to assign them into a predefined class. The important thing is that the features of each class should be determined previously. In this work, the Hong Kong Polytechnic University Palmprint Database image is used. After the preprocessing of hand images; the region of interest, namely sub-image of palm print is extracted from the original images. The texture features are extracted by using the Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Then, GLCM based texture features vectors are applied to k-Nearest Neighbor (k-NN) method as inputs for classification. Finally, the best performance is observed as % 91.4 in the k=1 structure.

Keywords: Palm print recognition, GLCM, k-NN, pattern recognition.

1. GİRİŞ

Biyometri, biyolojik verileri, yani bireyin kişisel bir nitelik ya da davranışını analiz ederek kimliğini doğrulama bilimidir[1].Hayatımızda büyük önem taşıyan biyometrik tabanlı doğrulama güvenilir kimlik doğrulaması için güçlü bir metottur.Günümüzde biyometri giderek daha popüler hale geliyor.Biyometrik sistem, bireyin bir niteliğini ya da davranışını tarayarak daha önce oluşturulan kayıt ile karşılaştırır. Bu sistem, bireyin parmak izini, elini, avuç içini, retinasını ya da sesini incelediğinden, aşırı hassas olmalıdır. Bireyin anatomik ya da fizyolojik niteliklerini ölçerken doğru ve birbirini tekrar eden ölçümler yapılmalıdır[2].Biyometrik yöntemlerin genel çalışma prensibi iki adımdan oluşmaktadır. Birinci adımda tanınacak kişinin ilgili yönetime ait bilgiler gerekli araçlar vasıtasıyla bilgisayar ortamına aktarılıyor. Bu bilgiler yine yönetime özel algoritmalar sayesinde analiz ediliyor ve kişiyi tanımlayacak parametreler bu bilgiler içinden seçilerek veritabanına kayıt ediliyor[2,3]. İkinci adım ise kişinin kimlik doğrulama isteğidir. Bu adımda sisteme aynı araçlar vasıtasıyla girilen bilgiler genellikle kayıt sisteminde uygulanan aynı algoritmayla analiz edilip veritabanındaki bilgilerle karşılaştırılıp eşleştirmelere bakılıyor. Eğer eşleşme varsa kişinin kimliği onaylanmıştır aksi halde sistemde bir sorun yoksa kişinin sisteme girişi reddedilir[4].

Yapılmış çalışmalardan, el geometrisi tanıma sisteminde başta avuç içi tanıma için çizgiye dayalı, dokuya dayalı ve görünüşe dayalı yöntemlere dayanan birçok yaklaşım mevcuttur[4-5]. Yapılan çalışma, Hong Kong Politeknik Üniversitesine ait 386 kişiye ait 7752 adet el imgesi üzerinde gerçekleştirilmiştir[6]. Veri tabanından alınmış el imgeleri ön işleminden geçirilerek, koordinat sisteminde belirlenen 128*128'lik avuç içi bölgesi çıkartılır. Her bir el imgesinden elde edilen ilgilenilen bölge, GLCM metodu ile özellik vektörü oluşturulduktan sonra k-NN sınıflandırma modeli kullanılarak avuç içi tanıma sistemi geliştirilmiştir.Veritabanından alınan imgelerin GLCM' ye göre özellik matrisi oluşturulduktan sonra k-NN sınıflandırıcısına verilip performans değerleri elde edilmiştir. Yapılan çalışma da avuç içine dayalı tanıma sistemi geliştirilmiş olup PolyU veri tabanı kullanılmıştır. Performans değerleri uygulama sonuçlarında görüldüğü gibidir.

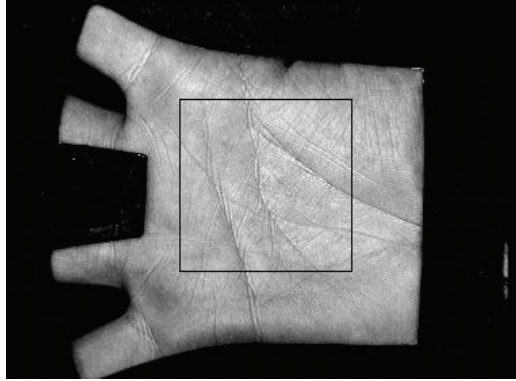
Görüntü işlemede ki beş temel adım şunlardır:

1. Adım: Orijinal imgeye gauss alçak geçiren filtre uygulanır. Sonra da ikili imgeye dönüştürülür.



Şekil 2.3.İkili imge

2. Adım: Parmak boşluklarının orta noktaları belirlenir.
3. Adım: İki parmak boşluğu arasındaki tanjant hesaplanır.
4. Adım: Parmak boşluklarının orta noktalarından sırasıyla yatay ve dikey çizgiler belirlenip, çizilen bölgeler birleştirilir.



Şekil 2.4.El imgesinde ilgililenilen bölge

5. Adım: Koordinat sisteminde belirlenen 128*128'lik avuç içi bölgesi çıkarılır.

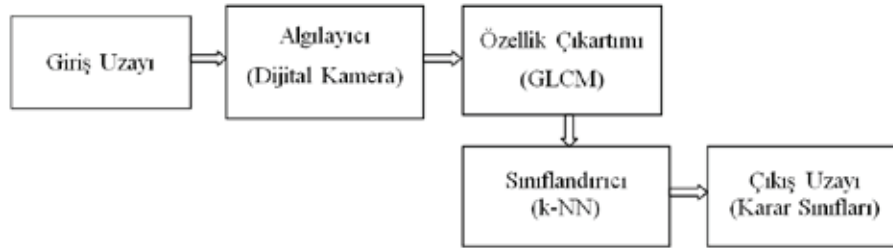


Şekil 2.5. Avuç imgesinden çıkartılan bölge

2.1. Özellik Çıkartımı ve Kodlama

Bu blokta, ön işleme bloğunda elde edilen ilgilenilen bölgenin özelliklerinin çıkartılması ve kodlama işlemi yapıldı.

Şekil 2.6'da, özellik çıkartımın da kullanılan avuç içi tanıma sisteminin blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 2.6. Özellik çıkartımın da kullanılan blok diyagramı

2.1.1. Gri Düzey Eş Oluşum Matrisi (GLCM)

Gri Düzey Eş-oluşum Matrisi gri ölçekli bir görüntünün özelliklerini çıkarmaya, iki komşu piksel arasındaki ilişkiye dayanmaktadır. İlk piksel referans olarak, ikinci piksel ise komşu piksel olarak bilinir[7]. Bir görüntünün yatay ve dikey yönlerde N_x ve N_y adet pikselden oluştuğunu düşünelim. Her bir alt pencere içindeki piksellerin G seviye ile incelenirse, $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ yatay, $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ dikey, $\{0, 1, 2, \dots, G-1\}$ G adet gri seviyeyi temsil etsin. $L_y \times L_x$ kümesi, görüntüde satır-sütun olarak sıralanmış alt pencereye ait piksellerin kümesidir[8]. Açık ve sıklık bilgisi taşıyan matrise eş-oluşum matrisi denir. Bu matris, alt pencere içindeki pikseller arasındaki açısal ilişkinin ve mesafenin fonksiyonundan oluşur. θ° açısı için normalize edilmemiş sıklık değerleri aşağıdaki denklem ile hesaplanır[7].

$$P(i, j, d, \theta) = \# \{ ((k, l), (m, n)) \in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c) \mid \quad (1)$$

$$(k-m), (l-n) \in \{-d, 0, d\} \mid I(k, l) = i, \mid I(m, n) = j, \mid \angle((k, l), (m, n)) = \theta \}$$

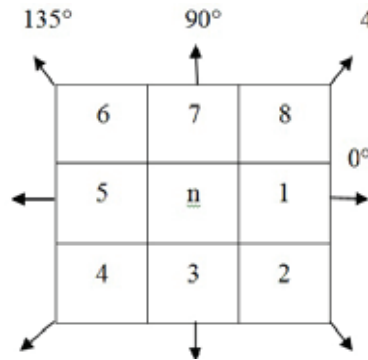
45°'lik aralıklarla açılar için normalize edilmemiş sıklık değerleri Denklem (1) de verilen her mesafe için dört tane matris elde edilir: P(0°, d), P(45°, d), P(90°, d), P(135°, d). Normalize edilmiş eş-oluşum matrisinin (i, j). Elemanı p(i, j) fonksiyonu olarak Denklem (2) de gösterildiği gibidir[8].

$$p_{d, \theta}(i, j) = \frac{P(i, j, d, \theta)}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j, d, \theta)} \quad (2)$$

Burada #, küme içindeki eleman sayısını göstermektedir. Şekil 2.7' de 45°'lik açılar için yönler gösterilmektedir. Her bir d ve θ değeri için ayrı bir G×G matrisi oluşturulmaktadır. Aşırı hesap yükü olmasından dolayı, genellikle d=1 ve d=2 piksel, $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, ve 135° açı değerleri için matrisler oluşturulur. Denklem (2) de tanımlanan d parametresi pikseller arasındaki uzaklığı, θ açı parametresi piksel çiftlerinin yönünü belirtir.

Şekil 2.7' de seçilen piksel etrafında 45°'lik açılarının yönleri gösterilmiştir.

Her bir d ve θ değerleri için ayrı bir G×G kare matrisi oluşturulur. Hesap yükünün fazla olmasından dolayı, genellikle d=1 ve 2 piksel, $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, ve 135° açı değerleri için matrisler oluşturulur. Görüntünün gri-ton adedi azaltılarak hesap yükünü hafifletmek mümkündür. Ancak, bu durumda bir miktar dokusal bilgi kaybının olacağını da unutmamak gerekir. Aşağıda, eş-oluş hesabıyla ilgili d=1 için bir örnek verilmiştir.



Şekil 2.7. Seçilen piksel için açılarının gösterimi

Eş-oluşum matrisi, doku görüntüsün de gri seviyelerin uzaysal dağılımları hakkında bazı bilgilere sahiptir. Dokuya ait bu bilgiler $N \times N$ boyutlu bir eş-oluşum matrisinin tanımlanması için Haralick tarafından oluşturulmuştur. M. Haralick tarafından görüntü hakkında bilgi içeren, homojenlik, entropi, enerji, kontrast gibi 14 tane doku özelliği tanımlanmıştır[9-10]. Bu özellikler görüntü alma, biyolojik uygulamalar gibi birçok alanda uygulanmaktadır. Bu çalışmada 5 adet haralick özelliği, 2 adet de istatistiksel özellik kullanılmıştır.

Kullanılan 5 adet Haralick özellikleri şöyle verilebilir:

1. Kontrast: Referans piksel ve onun komşusu arasındaki, yoğunluk veya gri seviye varyasyonlarının ölçümüdür.

Denklem (3)'te görülen kontrast denkleminde i ve j satır-sütun indislerini, N matrisin boyutunu, P ise indislerin belirttiği GLCM elemanını gösterir.

$$f_1 = \sum_{m=0}^{N_g-1} m^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_{d,g^o}(i,j) \right\}, |i-j|=m \quad (3)$$

2. Korelasyon: Eş oluşum matrisi içindeki gri seviye değerlerinin lineer bağımlılığını hesaplar. Bunun yanında, referans pikselinin de komşusuyla ne şekilde bağlantılı olduğunu gösterir.

Denklem (4)'te görülen korelasyon denkleminde i ve j satır-sütun indislerini, N matrisin boyutunu, P ise indislerin belirttiği GLCM elemanını, σ standart sapmayı, μ ortalamayı gösterir.

$$f_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (ij) p_{d,g^o}(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4)$$

3. Enerji: Görüntünün homojenliğinin ölçüsüdür. Görüntü ne kadar homojen olursa enerji değeri o kadar büyük olur.

$$f_3 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_{d,g^o}(i,j)^2 \quad (5)$$

4. Homojenlik: Görüntünün farklı bölgelerindeki benzerliğinin bir ölçüsüdür.

$$f_4 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1 + (i-j)^2} p_{d,g^o}(i, j) \quad (6)$$

5. Entropi: Görüntü sıkıştırma için gerekli olan görüntünün bilgi miktarını gösterir.

$$f_5 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_{d,g^o}(i, j) \log p_{d,g^o}(i, j) \quad (7)$$

Yüksek entropili bir görüntü, bir pikselden onun komşusuna doğru çok büyük bir kontrasta sahiptir ve düşük entropili bir görüntü gibi sıkıştırılmaz. Çünkü düşük entropili bir görüntünün kontrast değeri de küçüktür.

Kullanılan 2 adet istatistiksel özellikte şöyledir:

1. Ortalama: Matris elemanlarının ortalaması alınır.

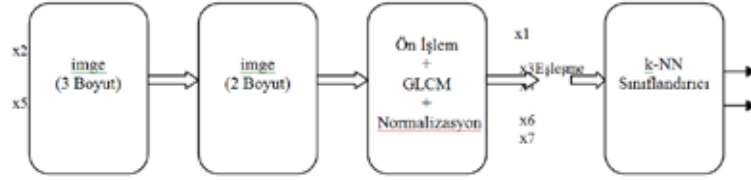
$$m_{ij} = \frac{1}{MN} \sum_i^N \sum_j^M I(i, j) \quad (8)$$

2. Standart Sapma: Matris elemanlarının yayılımının özetlenmesi için kullanılan bir ölçüdür. Varyans'ın kareköküdür. Yani verilerin ortalamadan sapmalarının kareler ortalamasının karekökü olarak alınır.

$$s_{ij} = \frac{1}{MN} \sum_i^M \sum_j^N (I_{ij} - m_{ij})^2 I_{ij} \quad (9)$$

2.2. Sınıflandırma Sisteminin Mimarisi

Sınıflandırma için tasarlanan modelin yapısı Şekil 2.8'de GLCM tabanlı giriş parametreleri için gösterilmiştir. Bu parametreler sırasıyla kontrast, korelasyon, enerji, homojenlik, entropi, ortalama ve standart sapma değerleridir. İmgeleri sınıflandırmak için oluşturulan sistemin giriş parametreleri imgelere ilişkin öz nitelik vektörü olup sistemin girişine uygulanan parametreler, sınıflandırıcı türüne göre normalizasyon aşamasından sonra [0,1] değer aralığına dönüştürülmüştür. Son olarak ta k-NN sınıflandırıcı sistemine tabi tutularak başarı oranları görülmüştür.



Şekil 2.8. GLCM tabanlı sınıflandırma sisteminin yapısı

3. UYGULAMA VE BAŞARIMLAR

Bu kısımda, GLCM tabanlı özellik vektörü kullanılarak, k-NN sınıflandırıcı modeli için performans bilgileri Tablo 1 de görüldüğü gibidir.

MLP sınıflandırıcı sistemine göre, Tablo 1 de görüldüğü gibi öznitelik parametreleri kullanılarak, belirtilen sınıflandırıcıya ilişkin performans değerleri hesaplanmıştır. GLCM tabanlı en yakın k-komşu algoritması (k-NN) sınıflandırıcısının farklı k komşu sayıları için performans bilgileri 1,10,50,100,500 adet test veri sayıları için ortalama performans yüzdeleri tablolarda verilmiştir. Bu sınıflandırıcıda, en yakın komşu sayısı (k), [1-5] değer aralığında alınarak, her bir k sayısı için performans değeri hesaplanmıştır. k-NN yapısına bakıldığında tablolarda görüldüğü gibi performans başarıları gözlemlenmiştir.

Tablo 1. GLCM tabanlı k-NN sınıflandırıcı modeli ile ortalama başarı oranları

Komşu sayısı (k)	Performans(%)
1	91.4
2	86.4
3	83.1
4	80.6
5	80.7

4. SONUÇLAR

Bu çalışmada, GLCM özellik çıkartma yöntemi ile avuç içi imgelerinin k-NN sınıflandırıcı modeli aracılığıyla sınıflandırılması amaçlanmıştır. Sistem analizinin ilk aşamasında, GLCM öznitelik parametreleri kullanılarak k-NN sınıflandırıcı sistemine her bir kişiye ait öznitelik vektörünün verilmesi sonucunda sistemin performans değerleri görülmüştür. Yapılan çalışma da k-NN sınıflandırıcı modeli için farklı komşuluk değerleri kullanılarak verilerin sınıflandırılması amaçlanmıştır.

Sınıflandırma aşamasından sonra, en yüksek performansın k=1 değeri için %91.4 olarak gözlemlenmiştir.

5. KAYNAKLAR

- [1] J. G. Daugman, 1993. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 11, pp. 1148-1161.
- [2] John D. Woodward, Jr., Nicholas M. Orlans, Peter T. Higgins, 2003. "Biometrics", McGraw-Hill.
- [3] Brunelli R., Falavigna D., 1995. Person identification using multiple cues, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 955-966.
- [4] Zhang D., Shu W., 1999. Two novel characteristics in palmprint verification: Datum point invariance and line feature matching, Pattern Recognition, 691-702.
- [5] Lu, G., Zhang, D., Wang, K., 2003. Palmprint Recognition Using Eigenpalms Features, Pattern Recognition Letters, Cilt 24 / 9, sayfa 1463-1467, Haziran 2003.
- [6] PolyU Palmprint Database, <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/index.htm>.
- [7] Horng, M. H., Huang, X. J., and Zhuang, J. H., Texture Feature Coding Method for Texture Analysis and It's Application, Journal of Optical Engineering 42 (2003), no. 1, 228-238.
- [8] Gadkari, D., 2000, Image Quality Analysis Using Glcm, Orlando, Florida, MSc Thesis, B.S.E.E. University of Pune.
- [9] Roumi, M., 2009, Implementing Texture Feature Extraction Algorithms on FPGA, The Netherlands, MSc Thesis, Faculty of Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science.
- [10] R. M. Haralick, K. S. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. SMC-3, pp. 610-621, 1973.