

## LBP Yardımıyla Görüntüdeki Kişinin Yaşının Bulunması

Vasif V. Nabiyev<sup>1,\*</sup> ve Asuman Günay<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Karadeniz Teknik Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 61080 Trabzon, Türkiye

\*Corresponding author: vasif@ktu.edu.tr

**Özet.** Yüz görüntüsünden yaşın doğru şekilde tahmin edilmesi ve daha sonra kişinin geçmiş ve gelecekteki görüntülerinin üretilmesi, güvenlik sistemlerinin tasarımında büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmada yüz görüntüsünden yaşın sınıflandırılmasında yerel ikili örüntü (local binary pattern-LBP) histogramlarından faydalanılmaktadır. LBP operatörü performansı yüksek bir doku tanımlayıcısı olup doku sınıflandırma, segmentasyon, yüz tespiti, kişi tanıma ve cinsiyet tahmini gibi alanlarda kullanılmaktadır. Görüntü üzerindeki düzgün yerel ikili örüntüler, yerel görüntü dokusunun önemli özelliklerindedir. Bunların meydana gelme sıklığını veren histogram ise güçlü bir doku özneliğidir. Çalışmada yüz görüntüsü küçük bölgelere ayrılmıştır. Her bir bölge için üretilen düzgün LBP histogramlarının birleştirilmesiyle, yüz için verimli bir vektörel gösterim şekli oluşturulmuştur. Sisteme sunulan her yeni yüz için bölgesel LBP histogramı üretilmekte ve yaş sınıflarına ait LBP histogramlarıyla karşılaştırılarak sınıflandırılmaktadır. Sınıflandırmada minimum uzaklık (minimum distance), en yakın komşuluk (nearest neighbor) ve  $k$ -en yakın komşuluk ( $k$ -nearest neighbor) yöntemleri uygulanmıştır. Örnekler arasındaki uzaklıkların hesaplanmasında ise Öklid, normalize edilmiş Öklid uzaklıkları ile ağırlıklı toplam (chi-square) istatistiği kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre sistem yaşın belirlenmesinde %89 oranında başarılıdır.

**Anahtar Kelimeler.** Yaş tahmini, yerel ikili örüntüler (LBP), sınıflandırma.

**Abstract.** Age estimation from facial images and facial age progression is crucial in security systems design. In this study local binary pattern (LBP) histograms are used to classify the age from facial images. The LBP operator is an effective texture descriptor and used in the fields of texture classification, segmentation, face detection, face recognition and gender estimation. The local binary patterns (LBP) are fundamental properties of local image texture and the occurrence histogram of these patterns is an effective texture feature for face description. In the study the faces are divided into small regions from which the LBP histograms are extracted and concatenated into a feature vector to be used as an efficient face descriptor. For every new face presented to the system, spatial LBP

Received April 12, 2010; accepted January 28, 2011.

Bu makale, 24-25 Nisan 2008 tarihlerinde Çankaya Üniversitesi'nin Ankara yerleşkesinde yapılmış olan 1. Çankaya Üniversitesi Mühendislik ve Teknoloji Sempozyumu'nda sunulan ve sadece geniş bildiri özeti bölümü hakem sürecinden geçerek bu sempozyum kitapçığında yayımlanan bir makalenin revize edilmiş şekli olup Sempozyum Değerlendirme Komitesi tarafından yayımlanmak üzere Çankaya University Journal of Science and Engineering dergisine gönderilmesi önerilmiş ve derginin bağımsız hakem değerlendirmeleri sonucunda yayıma kabul edilmiştir.

histograms are produced and used to classify the image into one of the age classes. In the classification phase we use minimum distance, nearest neighbor and  $k$ -nearest neighbor classifiers. The distances between the samples are calculated with Euclidean, normalized Euclidean, chi-square and weighted chi-square distances. The experimental results have shown that system performance is %89 for age estimation.

**Keywords.** Age estimation, local binary patterns (LBP), classification.

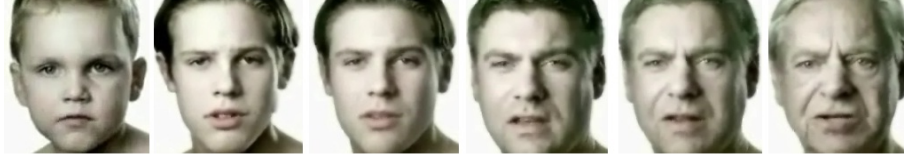
---

## 1. Giriş

Yaşın ve cinsiyetin belirlenmesi adli tıpta ve kriminolojide büyük önem taşımaktadır. Adli tıpta kimlik tespiti aşamasında cinsiyet ve tahmini yaş, belirlenecek ilk özelliklerdir. Diğer yandan bu konu kapsamına giren; emekli olma ve askere alınma yaşlarının belirlenmesi, kaybolmuş kişilerin zamana bağlı olarak görüntülerinin tespiti vb. önem taşımaktadır. Yaşın doğru bir şekilde belirlenmesinin yanında kişinin geçmiş ve gelecekteki görüntülerinin yaklaşık olarak üretilmesi, özellikle kayıp çocukların ya da suçluların günümüzdeki görüntülerinin oluşturulması açısından dikkat çekicidir. Bu çalışmalar mevcut bir veritabanındaki resimlerin güncelleştirilmesi amacıyla da kullanılabilir. Böylece veritabanındaki resimler her zaman kişilerin güncel görüntülerini içerecektir. Bu çalışmaların yararlı olabileceği diğer bir alan yüz tanıma sistemleridir. Yüz tanıma sistemleri çok sayıdaki eğitim görüntüleri kullanılarak eğitilirler. Bu tür uygulamalarda, tanınacak kişinin görüntüsünün, yaşlanmaya bağlı değişimler ortadan kaldırılarak sisteme sunulması, sistem performansının zamana bağlı olarak kötüleşmesini engelleyecektir [1].

Yaşın belirlenmesinde genellikle antroposkopik (anthroposcopic) ve antropometrik (anthropometric) göstergelerden faydalanılmaktadır. Antroposkopik özelliklere örnek olarak, deri örtüsünün durumu, dişlerin değişimi ve sürtünme dereceleri verilebilir. Antropometrik özellikler ise genellikle kişinin boyu, ağırlığı, göğüs kafesinin çevre uzunluğu gibi ölçümleri içermektedir. Bunlar dışında iskeleti oluşturan kemiklerin gelişimi, göğüs kafesinin ve kafatasının radyografik yapısı da yaşın belirlenmesinde etkin özellikler olarak kullanılmaktadır. İnsan yaşamını bebeklik, çocukluk, yetişkinlik, gençlik ve yaşlılık gibi bölümlere ayırmak, bu yaş dilimlerindeki belirgin farklılıklardan dolayı kolaydır. Fakat söz konusu yaş dilimlerinde kişinin gerçek yaşının belirlenmesi ayrıca bir problem oluşturmaktadır. Şekil 1’de çeşitli yaşlardaki insan yüzleri görülmektedir.

Yaşın belirlenmesinde zorluk oluşturan önemli nedenlerden biri, çeşitli dış faktörlerin ve patolojik süreçlerin etkisine bağlı olarak gerçek (takvim) yaş ile görünen



ŞEKİL 1. Yaş sınıflarına ait yüz görüntüleri.

(tıbbi) yaş arasındaki farklılıktır. Bu nedenle yaşın belirlenmesinde kişinin fiziksel ve biyolojik gelişimine dikkat edilmektedir. Öyle ki kişinin yaşam koşullarının, beslenmesinin, irsi özelliklerinin, geçirdiği hastalıkların, mesleğinin, yaşadığı ortamdaki stres faktörünün önemi büyüktür. Yaş ilerledikçe takvim yaşı ile tıbbi yaş arasındaki farklar arttığından yaşın belirlenmesinde tecrübeli uzmanların 10 yıla kadar hata yaptıkları bilinmektedir [2].

Kişinin gelişiminde yaşa bağlı olarak çeşitli organları büyümektedir. Boy, göğüs kafesi, baldır dairesi, başın çevresi ve çeşitli kemiklerin boyutlarının ölçülmesi yaşın belirlenmesinde yardımcı olmaktadır. Dişlerin durumunun araştırılması ise özellikle bebeklik ve çocukluk dönemlerinin belirlenmesinde yardımcı olmaktadır. Yaşın belirlenmesinde deri örtüsünün yapısından da faydalanılmaktadır. Yaş ilerledikçe deri elastikliğini kaybetmekte, derinin kuruması, önceki renginin değişmesi gibi değişiklikler görülmektedir. Yaklaşık 20'li yaşlarda alında, burun-dudak kısmında, 25 yaşında gözlerin dış açılarında, 30 yaşlarında gözlerin alt kısımlarında, 35 yaşında boyunda, 55 yaşında kulaklarda, yanaklarda ve dudaklarda kırışıklıklar oluşmaya başlar. Yaş ilerledikçe kırışıklıklar büyür ve derinleşir. Yaşa bağlı olarak deri elastikliğinin zayıflaması özellikle elin üst kısmında daha açık şekilde görülür. Elin bu kısmının derisi çekildikten sonra normal halini alması 60'lı yaşlarda daha uzun zaman almaktadır. Fakat bu değerlendirmeler de yine doğal koşullara çok bağlıdır.

Görüldüğü gibi yaşın belirlenmesinde biyometrik özellikler öne çıkmaktadır. Bu çalışmadaki amaç ise yaşın insanlara ait yüz görüntülerinden belirlenmesidir. Yüzdeki diğer değişikliklerle karşılaştırıldığında yaşa bağlı oluşan görünüş farklılıkları benzersiz bir karakteristik gösterir. Bu ise oluşturulan modelleri kötü yönde etkiler. Model oluşturmadaki temel problemler her insanın farklı şekilde yaşlanması, yaşlanmadan doğan değişimin sağlık, yaşam koşulları ve iklim şartlarına bağlı olması ve yaşlanmanın yavaş meydana gelen bir olay olması nedeniyle model oluşturmada kullanılacak uygun verilerin toplanmasının zor oluşudur.

Yaş tahmini konusunda yapılan çalışmalarda pek çok yöntem kullanılmış, çeşitli modeller oluşturulmaya çalışılmıştır. Kimi çalışmalarda yaş tahmini için yüzdeki kırışıklık bilgisi kullanılmıştır. Kırışıklık bilgisinin çıkarılmasında sayısal şablon Hough dönüşümü (digital template Hough transform) [3], aktif şekil modeli (active shape model) [4], adaptif eşikleme (adaptive thresholding) [5] yöntemleri kullanılmıştır. Bazı çalışmalarda ise yüzde yaşlanma ile birlikte değişen bölgeler bulunmaya çalışılmış [1], bu bileşenlere bağlı olarak PCA (principal component analysis) ve 3D yüz modeli üzerinden kişilerin gelecekteki yaklaşık görüntüleri üretilmiştir [6]. Diğer yandan yüzdeki öznitelik noktalarının bulunması, bazı geometrik oranların üretilerek yaş tahmininde kullanılması açısından önemlidir. Bu noktalar kullanılarak yüz grafları da üretilmektedir [6, 7]. Diğer bir çalışmada yüzdeki bölgeler kullanılarak yaş ve cinsiyet analizi yapılmış, hangi bölgelerin yaş tahmininde daha efektif olduğu belirlenmeye çalışılmıştır [8]. Bir kişinin çeşitli yaşlardaki görüntülerine bakarak, bu görüntülerin aynı kişiye ait olup olmadığını bulmaya çalışan araştırmalar [9], özellikle pasaport yenileme işleminde önem taşımaktadır.

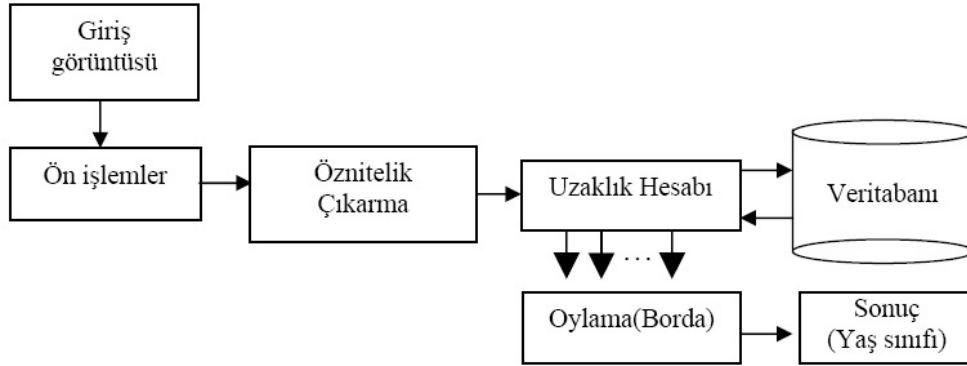
Bu çalışmada yerel ikili örüntüler (local binary patterns-LBP) kullanılarak yaş tahmini gerçekleştirilmiştir. LBP sayısal görüntünün doku ve şeklini tanımlayan çok güçlü bir yöntemdir. Bu nedenle yüz tanıma sistemlerinde kullanılması uygundur [10]. LBP operatörü kullanılarak kişi tanıma (face recognition) [10], yüz yakalama (face detection) [11], cinsiyet belirleme (gender estimation) [12] ve yüz ifadelerinin tanınması (facial expression recognition) [13] gibi konularda çalışmalar yapılmıştır. Bu operatörün yüzdeki mikro-örüntüleri ifade etmedeki başarısı, yöntemin yaş tahmininde de başarılı olabileceği düşüncesini uyandırmıştır. Çalışmada LBP benzeri yöntemlerin ilk kez yaşın belirlenmesine uygulanabilirliğinin tespiti ve ayrıca oylama teorisinden faydalanılarak yaş tahmininde iyi bir başarı elde edilmesi amaçlanmaktadır.

## 2. Materyal ve Metot

Çalışmada yaşın belirlenmesi amacıyla yöntem olarak yerel ikili örüntülere göre özelliklerin belirlenmesi ve sınıflandırılması üzerinde durulmaktadır. Aşağıda ilgili materyal ve metotlara ayrıntılı bir şekilde yer verilmektedir.

**2.1. Sistemin genel yapısı.** Çalışmada önerilen sistemin genel yapısı Şekil 2’de görülmektedir. Sisteme sunulan giriş görüntüsü üzerinde öncelikle bazı ön işlemler

gerçekleştirilmekte ve giriş görüntüsü veritabanındaki resimlerle aynı şablona oturtulmaktadır.



ŞEKİL 2. Sistemin genel yapısı.

Diğer yandan yüzdeki göz burun ağız bölgelerinin konumları hesaplanmakta, gerekliyse ölçekleme ve 2D rotasyon uygulanmaktadır. Ön işlemler modülünden çıkan düzenlenmiş resim için öznitelikler çıkarılarak özellik vektörü oluşturulduktan sonra, veritabanında kayıtlı görüntülerle karşılaştırılarak sınıflandırma yapılmaktadır. Sınıflandırma sırasında çeşitli uzaklıklara göre elde edilen sonuçlar oylama yöntemi ile birleştirilerek karar verilmektedir.

**2.2. Ön işlemler.** Çalışmada LBP histogramlarının üretiminden önce giriş görüntüleri üzerinde bazı ön işlemler uygulanmaktadır. Giriş görüntüsü öncelikle griye çevrilmekte ve yüz bölgesi daha önceden tasarlanmış bir yapay sinir ağı ile yaklaşık olarak belirlenmektedir. Bu bölgede yatay ve dikey izdüşümler kullanılarak gözlerin bölgesi belirlenir. Yatay ve dikey izdüşümler (1) bağıntısı ile hesaplanmaktadır:

$$h\_prj[i] = \sum_{j=0}^h gray\_image[i, j] \quad i=0, \dots, w, \quad (1)$$

$$v\_prj[j] = \sum_{i=0}^w gray\_image[i, j] \quad j=0, \dots, h.$$

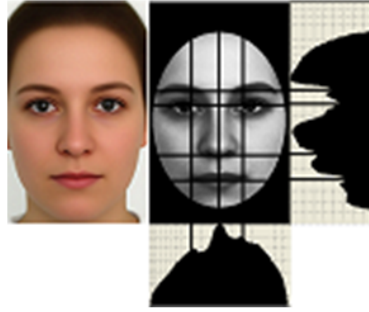
Burada  $w$ ,  $h$  sırasıyla resmin genişliği ve yüksekliğidir.  $h\_prj$  yatay,  $v\_prj$  dikey izdüşüm dizisi,  $gray\_image$  ise renkli yüz görüntüsünün gri seviyeli halidir. Bu izdüşümler (2)'deki formüle göre ölçeklenip düzleştirilerek maksimum ve minimum

noktaların daha doğru bir şekilde bulunması sağlanmıştır:

$$h\_prj[k] = \left( \sum_{t=-d/2}^{d/2} h\_prj[k+t]/h \right) / d, \quad (2)$$

$$w\_prj[k] = \left( \sum_{t=-d/2}^{d/2} v\_prj[k+t]/w \right) / d \quad d = 3, 5, 7, \dots$$

Şekil 3'te ortalama kadın yüzüne ait yatay ve dikey izdüşüm grafikleri görülmektedir. Resmin dikey izdüşümünden göz hizasından geçen çizgi bulunmaktadır. Bu



ŞEKİL 3. Yatay ve dikey izdüşümler.

değer  $goz\_y$  olarak adlandırılırsa göz bölgesi  $[goz\_y - delta, goz\_y + delta]$  olarak belirlenmekte ve gözbebeklerini bulmak için bu bölge üzerinde işlem yapılmaktadır.

Gözbebeklerinin bulunması için öncelikle göz bölgesinin yine yatayda ve dikeyde izdüşümleri çıkarılır. Yatay izdüşümün orta bölgelerindeki maksimum nokta burun üzerinden geçen doğruya karşılık gelecektir. Yüzün sağa veya sola dönmesine bağlı olarak bu nokta da ilgili yöne kaymış olabilir. Diğer yandan bu maksimum noktanın her iki yanında belirli bir mesafedeki minimum noktalar sol ve sağ gözbebeklerine karşılık gelmektedir. Bazı görüntülerde aydınlatma koşullarına bağlı olarak istenmeyen değerler de oluşabilmektedir. Bu nedenle daha düzgün bir sonuç elde etmek için göz bölgesine Hough dönüşümü uygulanmaktadır. Sobel filtresi kullanılarak üretilen kenar görüntüsü otomatik eşikleme algoritmasının (Otsu algoritması) ürettiği dinamik eşik değeri ile ikilileştirilerek Hough dönüşümü uygulanır.

Bulunan göz konumlarına göre iki göz arasındaki açı 5 derece ve üzerinde ise resme 2 boyutlu rotasyon işlemi uygulanmaktadır. Böylece yüzün dönmesinden kaynaklanacak hatalar belli bir ölçüde azaltılmış olacaktır. Rotasyon işlemi (3)'te verilmiş

formüllere göre yapılmaktadır:

$$\begin{aligned} i' &= ((i - X_c) \cos \theta - (j - Y_c) \sin \theta) + X_c, \\ j' &= ((i - X_c) \sin \theta + (j - Y_c) \cos \theta) + Y_c. \end{aligned} \quad (3)$$

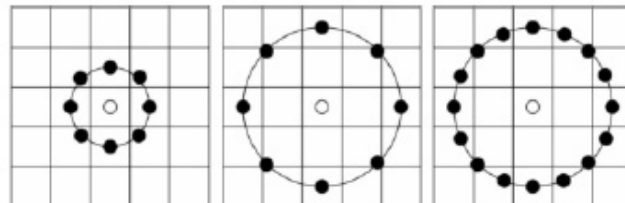
Burada  $X_c$  ve  $Y_c$  rotasyon için referans alınan noktanın koordinatları,  $\theta$  ise döndürme açısıdır.

Rotasyon işleminden sonra giriş görüntüsünü eğitimde kullanılan görüntülerle aynı şablona oturtmak amacıyla, göz konumları ve insan yüzüne ait geometrik oranlar [14] referans alınarak, resim  $220 \times 350$  boyutlarında kesilmekte, maskelenip histogram eşitleme uygulanmaktadır. Bu aşamada resmin orijinal boyutuna göre gerekliyse ölçekleme işlemi de yapılmaktadır. Ön işlemler bittikten sonra giriş görüntüsü, LBP histogramlarının üretilmesinde kullanılmak üzere hazır hale gelmiştir.

**2.3. Yerel ikili örüntülerle öznitelik çıkarma.** LBP doku analizi operatörü, gri-seviyeden bağımsız bir doku ölçümü yöntemidir. Orijinal LBP operatörü, görüntünün her pikseli için bir etiket oluşturmaktadır. Bu etiket merkez pikselin  $3 \times 3$  komşuluğundaki piksellerle karşılaştırılması sonucu elde edilen ikili bir sayıdır. Her bir resim pikseli, kendisi ve komşuları arasındaki farkın  $u(x)$  basamak fonksiyonu ile ikilileştirilmesiyle etiketlenir.

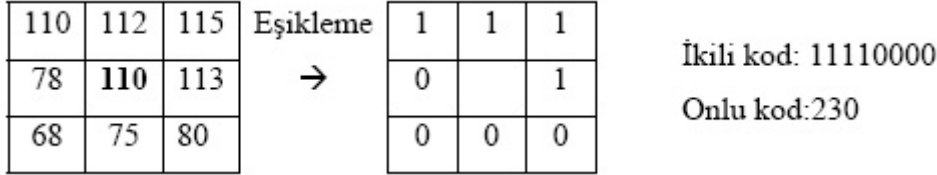
$$\text{LBP}_{P,R}(x_c) = \sum_{p=0}^{P-1} u(x_p - x_c) 2^p, \quad u(y) = \begin{cases} 1, & y \geq 0 \text{ ise,} \\ 0, & y < 0 \text{ ise.} \end{cases} \quad (4)$$

Burada  $x_c$ , LBP etiketi üretilen merkez pikseli,  $x_p$  merkez pikselin komşularını,  $R$  komşuların merkez piksele olan uzaklığını,  $P$  ise işleme sokulan komşu sayısını ifade etmektedir. Bu yapı çeşitli dairesel komşulukların kullanılabilceği şekilde genişletilmiştir. Böylece LBP operatörü ile farklı ölçekteki dokuların analizini gerçekleştirebilmek mümkün olmuştur. Piksellerin ara değerlerinin bulunması (interpolasyon), herhangi bir çap ve sayıdaki komşuluğa imkân sağlamaktadır. Şekil 4'te çeşitli LBP operatörlerine örnekler verilmiştir.



ŞEKİL 4. (8, 1), (8, 2) ve (16, 2) LBP operatörleri.

Komşu etiketlerinin birleştirilmesi ile elde edilen LBP değeri merkez piksel için benzersiz bir tanımlayıcı olarak kullanılır. Şekil 5'te LBP operatörü ile piksellerin etiketlenmesine ilişkin bir örnek verilmiştir.



ŞEKİL 5. LBP operatörünün uygulanışı.

Oluşturulan LBP değerlerinin tümü doku tanımlamada kullanılmaz. Tanımlamada kullanılan düzgün örüntüler, ikili LBP kodunda 0-1 yada 1-0 geçişi sayısı 2 ya da daha az olanlardır. Örneğin 0000000 ve 1111111 örüntüleri 0 geçişe, 01110000 ve 11001111 örüntüleri 2 geçişe sahip olduğundan düzgündür. Fakat 4 geçişli 11001000 ve 6 geçişli 01010011 örüntüleri düzgün değildir. Yapılan çalışmalarda düzgün örüntülerin araştırılan doku yüzeylerinde bazen %90'ın üzerinde, geniş bir çoğunluğa sahip olduğu görülmüştür [15].

LBP histogramı çıkarılırken düzgün örüntüler kullanıldığından, histogramda her bir düzgün örüntü için bir bölme bulunurken, düzgün olmayan örüntülerin hepsi tek bir bölmede toplanmaktadır. Tüm örüntüler incelendiğinde 8 komşuluk için 256 farklı kod oluşmakta ve bunlarda sadece 58 tanesinin düzgün olduğu görülmektedir. Bunlar 00000000, 00000001, 00000011, 00000111, 00001111, 00011111, 00111111, 01111111, 11111111 ve bunların dairesel olarak döndürülmesiyle elde edilen örüntülerdir. Bu durumda LBP histogramı 59 bölmeye sahip olacaktır.

$I(x, y)$  giriş görüntüsü için 1 piksel uzaklıktaki 8 komşuluk için LBP histogramı aşağıdaki gibi üretilir:

$$H_i = \sum_{x_c \in I(x, y)} f\{\text{LBP}_{8,1}(x_c) = U(i)\}, \quad i = 0, 1, \dots, n-1, \quad f\{y\} = \begin{cases} 1, & y \text{ yanlış ise,} \\ 0, & y \text{ doğru ise.} \end{cases} \quad (5)$$

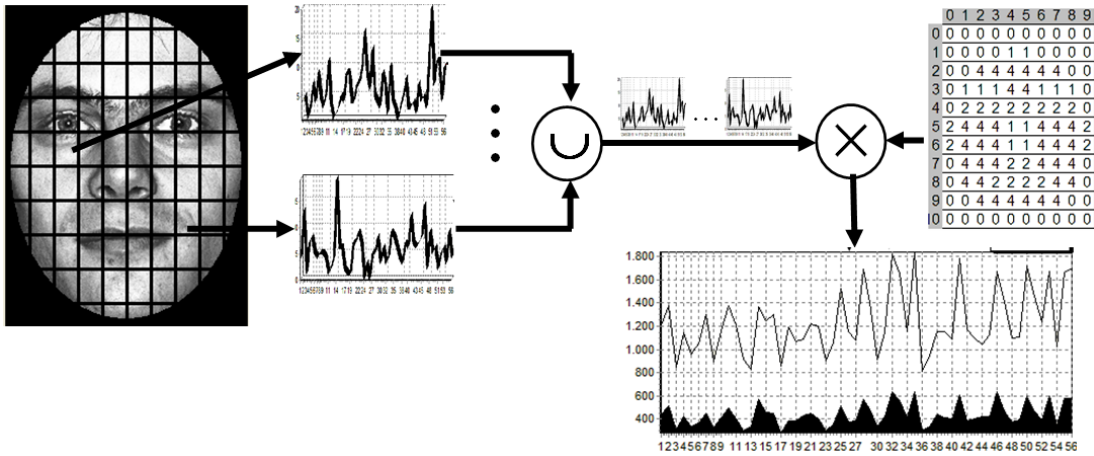
Histogram üretiminde düzgün örüntüler dikkate alındığı için  $n = 58$ ,  $U(i)$  ise, 8 komşulukta üretilen mümkün 256 farklı örüntüden düzgün olan 58 tanesini tutan dizidir. Bu histogram tüm resim üzerindeki kenarlar, benekler, düz alanlar gibi mikro-örüntülerle ilgili bilgi taşır. Görüntünün daha verimli bir gösterimini oluşturmak için bölgesel LBP histogramları kullanılabilir. Bu amaçla giriş görüntüsü  $R_0, R_1, \dots, R_{m-1}$  ile ifade edilen  $m$  bölgeye ayrılır ve her bölge için ayrı ayrı LBP



histogramları aşağıdaki gibi oluşturulur:

$$H_{i,j} = \sum_{x_c \in R_j} f\{\text{LBP}_{8,1}(x_c) = U(i)\}, \quad i = 0, 1, \dots, n-1, \quad j = 0, 1, \dots, m-1. \quad (6)$$

Burada  $H_{i,j}$ ,  $j$ . bölgeye ait LBP histogramındaki  $i$ . değeri ifade etmektedir. Üretilen bu histogramlar birleştirilerek giriş görüntüsü için tek bir histogram elde edilir. Bu histogramın üretimi yada histogramların karşılaştırılması sırasında görüntüdeki bölgelere, önem derecesine göre  $W = [w_0, w_1, \dots, w_{m-1}]$  ağırlık katsayıları verilebilir. Bölgelerin önem derecesinin araştırılması ve katsayılarının belirlenmesi ayrıca çözülmesi gereken bir problemdir. Çalışmada bu problem, daha ileriki çalışmalarda çözülmek üzere ertelenmiş bölgelere yaklaşık olarak katsayılar verilmiştir. Örneğin alın, burun, göz ve ağız kenarları yaş etkilerini belirgin bir şekilde ifade ettiğinden bu bölgelere daha yüksek katsayılar verilmiştir. Şekil 6'da FERET veritabanından alınan bir görüntü için üretilen global ve bölgesel histogramlar ve bölgelere verilen ağırlıklar görülmektedir.



ŞEKİL 6. Bölgesel LBP histogramları ve bölgesel histogramların bölge ağırlıklarına göre birleştirilmesi ile üretilen global LBP histogramı.

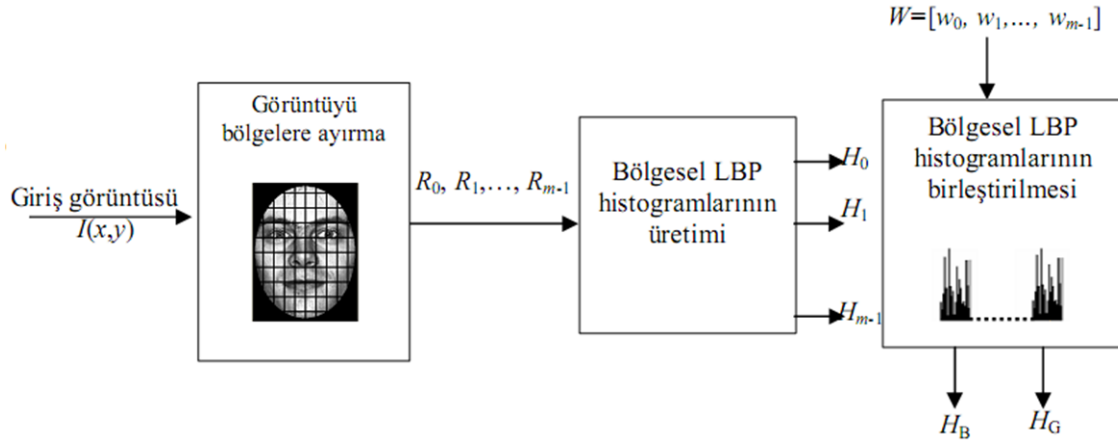
Bölgeye bağlı olarak histogramdaki değerlerin değişimi incelenmeye değerdir. Diğer yandan LBP örüntülerinin yüzdeki piksel dağılımı incelenerek baskın olduğu bölgeler araştırılmıştır. Yaşla hangi LBP değerinin nasıl bir değişim gösterdiğinin bulunması yaş belirlemede yardımcı olacaktır.

LBP histogramı üretimi adımları Şekil 7'de görülmektedir. Önce giriş görüntüsü istenen sayıda bölgeye parçalanmaktadır. Bölgesel LBP histogram üretimi modülünde (4) denklemi ile üretilen LBP değerleri ve bölge sınırları kullanılarak her bir bölgenin

LBP histogramları (6) ile oluşturulur ( $H_0, H_1, \dots, H_{m-1}$ ). Üretilen bölgesel histogramlar birbiri ardına birleştirilerek  $H_B$ , bölgelere ait katsayılarla çarpılıp toplanarak  $H_G$  elde edilir. Bu bölge histogramları ve birleşiminden elde edilen global histogram aşağıdaki özelliklere sahiptir:

- Histogramdaki değerler piksel seviyesindeki örüntüler hakkında bilgi içerir.
- Küçük bir bölge üzerindeki histogram değerleri birleştirilerek bölgesel seviyede bilgi üretilir.
- Bölgesel histogramlar birleştirilerek yüzün global tanımlaması oluşturulur.

Sonuç olarak, üretilen bu iki histogram ( $H_G, H_B$ ) sınıflandırma işleminde öznitelik olarak kullanılmaktadır.



ŞEKİL 7. LBP histogramının oluşturulması.

Herhangi bir giriş görüntüsü için LBP histogramları üretildikten sonra, eğitim kümesini oluşturan yaş sınıflarına ait histogramlarla karşılaştırılarak hangi yaş grubuna ait olduğuna karar verilmektedir. Aşağıda çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemleri açıklanmaktadır.

## 2.4. Sınıflandırma.

**2.4.1. Minimum uzaklık.** Bu yöntemde, sisteme sunulan yeni görüntüye ait LBP histogramlarıyla, yaş sınıflarına ait ortalama histogramlar arasındaki uzaklıklar hesaplandıktan sonra, yeni görüntü minimum uzaklık olan sınıfa dahil edilmektedir. Histogramlar arası uzaklıkların hesabı için çeşitli ölçütler kullanılabilir. Bunlardan ilki Öklid (Euclidean) uzaklığıdır.

$P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  ve  $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$  ile ifade edilen iki nokta arasındaki Öklid uzaklığı (7) normalize edilmiş Öklid uzaklığı ise (8) bağıntısı ile verilmektedir:

$$D_{\text{Öklid}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}, \quad (7)$$

$$D_{\text{Norm.Öklid}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2 / \sigma_i^2}. \quad (8)$$

LBP histogramlarının karşılaştırılması için yukarıda bahsedilen uzaklıklar dışında diğer ölçütler de kullanılabilir. Bunlar:

$$\text{Histogram kesişimi}; \quad D(P, Q) = \sum_i \min(p_i, q_i), \quad (9)$$

$$\text{Log olasılık istatistiği}; \quad L(P, Q) = - \sum_i p_i \log q_i, \quad (10)$$

$$\text{Chi-karesi istatistiği}; \quad \chi^2(P, Q) = \sum_i \frac{(p_i - q_i)^2}{p_i + q_i}. \quad (11)$$

Görüntü parçalara ayrıldığında bazı bölgelerin diğerlerine göre daha fazla ve önemli bilgi taşıdığı düşünülebilir. Örneğin tanıma işleminde gözler önemli bir ipucu olarak görülmektedir. Bu avantajdan faydalanmak için taşıdığı bilgiye bağlı olarak her bölgeye bir ağırlık verilebilir. Bu durumda kullanılacak olan ağırlıklı Chi-karesi istatistiği aşağıdaki gibi olur:

$$\chi_w^2(P, Q) = \sum_{i,j} w_{i,j} \frac{(p_{i,j} - q_{i,j})^2}{p_{i,j} + q_{i,j}}. \quad (12)$$

Burada  $i$  ve  $j$  indeksleri,  $j$ . yerel bölgeye karşılık gelen histogramın  $i$ . bölmesini,  $w_{i,j}$  ise  $j$ . bölgenin ağırlığını ifade etmektedir.

Çalışmada örneklere ait histogramlar arasındaki uzaklık hesabında, Öklid, normalize edilmiş Öklid uzaklıkları ile Chi-karesi ve ağırlıklı Chi-karesi istatistiği kullanılmıştır.

**2.4.2. En yakın komşuluk ölçütleri.** En yakın komşuluk ölçütleri uygulanması kolay ve hızlı yöntemlerdendir. Örneğin en yakın komşu sınıflayıcısı gezgin satıcı probleminin çözümü için kullanılan ilk algoritmalardandır. Bu yaklaşıma göre nesnenin öznitelik uzayındaki en yakın eğitim örneğine göre sınıflandırılması gerçekleştirilir.

Diğer bir komşuluk ölçütü ise  $k$ -en yakın komşu sınıflayıcısıdır. Bu yöntemde bir nesne, komşularının çoğunluk oyuna göre sınıflandırılmaktadır. Öncelikle sınıflandırılacak nesneye en yakın olan  $k$  tane nesne belirlenir. Yeni nesne, bu  $k$  komşusunun dahil olduğu sınıflardan en yaygın olanına dahil edilir.

Tüm bu sınıflandırma yöntemleri kullanılarak elde edilen sonuçlara göre bir karar verilmesi gerekmektedir. Sisteme sunulan yeni yüzü bir yöntem genç diğeri çocuk olarak sınıflayabilir. Bu nedenle tüm yöntemlerin sonuçları birlikte oylama teorisine (voting theory) göre değerlendirilerek karar verilmesi sağlanabilir [16].

**2.5. Oylama yöntemleri.** Oylama ve oy sayma yöntemlerine küme elemanlarının sıralılığının değerlendirilmesi örneği gibi de bakılabilir. Farklı yöntemlerde problemin tüm girdileri aynı olmasına rağmen oy sayma ve değerlendirme yöntemlerinin farklılaşmasıyla kazananlar da değişmektedir. Bu nedenle probleme sezgisel puanlamaya dayalı çok kişili oyun olarak da bakılabilir.

İki veya daha fazla seçeneğin bulunduğu ve bu seçeneklerden hangisinin en iyi (kazanan) olduğunun belirlenmesi gibi durumlarda oylama ve oy sayma yöntemleri önem kazanmakta ve en iyiyi belirlemede etkin rol oynamaktadır. Öyle ki değişik oylama ve oy sayma yöntemleri yine değişik biricileri ortaya çıkarmaktadır. Çalışmada sınıflandırma yöntemlerinin sonuçlarının değerlendirilmesinde Borda sayısı yöntemi kullanılmıştır.

**2.5.1. Borda sayısı yöntemi.** Bu yöntemde yapılan sıralamalara sonuncudan başlayarak 0,1,2,... şeklinde puanlar verilir. Her aday seçmenlerle ilgili tam bir tercih sıralaması yapar. Yöntem her seçmenin tam tercih sırasını dikkate alır. Burada ilk birkaç sıradan sonra gelenlerin dikkate alınmaması söz konusu olabilir. Aday sayısının  $n$  ve her bir adayın sıralamadaki yerinin  $m$  olduğu varsayılırsa oylar değerlendirilirken her aday  $(n - m)$  puan alacaktır. Toplamda en çok puanı alan seçimi kazanır. Üç adaylı örnekte adaylara verilecek puanlar birinci sıradaki için 2, ikinci sıradaki için 1, sonuncu için ise 0'dır. Şekil 8'de Borda sayısı yöntemi ile puanlamaya örnek verilmiştir. Oy oranları dikkate alınarak adayların toplam puanları hesaplandığında A3 adayı kazanan olarak belirlenmiştir.

Çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemleri, sisteme sunulan yeni görüntü için bir sınıf sıralaması oluşturmaktadır. Bir yöntem, örneğin 5 yaş sınıfı için 2-3-1-0-4 şeklinde bir sıralama yapmaktadır. Sıralamadaki ilk sınıf yeni resmin ait olma ihtimali yani yüzdesi en yüksek olan sınıftır. Çalışmada her sınıflandırma yönteminin sonuçları birlikte değerlendirilerek yukarıda açıklanan Borda sayısı yöntemi ile

	A1	A1	A2	A2	A3	A3	
	A2	A3	A1	A3	A1	A2	A1, $48*2+95*2+30*1+110*0+2*1+126*0=318$
	A3	A2	A3	A1	A2	A1	A2, $48*1+95*0+30*2+110*2+2*0+126*1=454$
<b>Toplam Oy</b>	<b>48</b>	<b>95</b>	<b>30</b>	<b>110</b>	<b>2</b>	<b>126</b>	A3, $48*0+95*1+30*0+110*1+2*2+126*2=461$

ŞEKİL 8. Borda sayısı hesaplama örneği.

puanlama yapılmakta ve maksimum puanlamaya göre tek bir sonuç elde edilerek görüntünün ait olduğu sınıf belirlenmektedir.

### 3. Sonuçlar

Yaşın yüze dayalı olarak tahmini, adli resimlendirme, elektronik tüketici ilişkilerinin yönetimi, güvenlik kontrolü, gözetleme sistemleri, biyometri, eğlence, kozmetoloji ve animasyon gibi gerçek hayat uygulamalarında kullanım alanı bulmaktadır. Bu çalışmada insan görüntülerinden yaşının belirlenmesi amacıyla yerel ikili örüntü histogramlarının oluşturulması ve sınıflandırılması üzerinde durulmuştur.

Sistemde, eğitimde kullanılan yaş sınıflarına ait görüntüler için global ve bölgesel LBP histogramları üretilmiş ve bölgelere önem derecelerine göre yaklaşık katsayılar verilmiştir. Sistem FERET veritabanındaki resimler ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Veri tabanındaki resimler 10'ar yaş aralıklı sınıflara ayrılmış toplamda 20, 30, 40, 50, 60 yaş için 5 sınıf oluşturulmuştur. Sistem eğitimi tamamlandıktan sonra yine aynı yaş sınıflarına ait test görüntüleri ile sistemin başarımı değerlendirilmiştir. Tablo 1'de test aşamasında elde edilen sonuçlara örnekler verilmiştir. Tablodaki sonuçlar  $LBP_{8,1}$  operatörü ile elde edilmiştir. Test sırasında minimum uzaklık sınıflayıcısı, uzaklık ölçütü olarak ise, Öklid, normalize edilmiş Öklid uzaklıkları ve Chi-karesi istatistiği ve ağırlıklı Chi-karesi istatistiği kullanılmış, her bir yöntemden elde edilen sonuçlar Borda sayısı yöntemine göre birleştirilmiştir.

TABLO 1.  $10 \times 10$  ve  $7 \times 7$  bölge sayıları ve  $LBP_{8,1}$  için sonuçlar.

Yaş sınıfı	Resim sayısı	Doğru Bulunan Örnek Sayısı ( $10 \times 10$ bölge)	Başarı (%)	Doğru Bulunan Örnek Sayısı ( $7 \times 7$ bölge)	Başarı(%)
20	378	354	93,65079	355	93,91534
30	142	120	84,50704	124	87,32394
40	164	112	68,29268	131	79,87805
50	123	111	90,2439	108	87,80488
60	39	36	92,30769	35	89,74359
<b>Toplam</b>	<b>846</b>	<b>733</b>	<b>86,64303</b>	<b>753</b>	<b>89,00709</b>

Tabloda, yaş sınıflarına ait görüntülerin  $10 \times 10$  ve  $7 \times 7$  bölgeye ayrıldığında elde edilen sonuçlar görülmektedir. Ara değerler de test edilmiş bölge sayısı azaldıkça tanıma yüzdesinin arttığı gözlenmiştir.

Elde edilen sonuçlara göre sistem yaşın belirlenmesinde %89 oranında başarılıdır. Bu başarı bölgesel LBP histogramlarının birleştirilmesi ile elde edilen histogramların karşılaştırılması ile elde edilmiştir. Global histogramlar arasındaki uzaklıkların hesaplanması sonucu yapılan sınıflandırmada başarı daha düşüktür. Bundan da anlaşıldığı gibi bölgesel bilgi yaş belirlemede daha etkindir.

Doku özellikleri orta yaşlara doğru daha karmaşık özellikler kazanmaktadır. 40 yaş civarında doku çeşitliliği fazla olduğundan tanıma başarısının bu yaş sınıfında diğerlerine göre düştüğü görülmektedir.

Başarımın artırılması için sınıflandırmada destek vektör makinelerinin (support vector machines) kullanılması ve veri tabanı bilgilerinin genişletilmesi ileriki çalışma konularından biridir. Diğer yandan bölgesel katsayıların etki derecesinin kesinleştirilmesi ile sistem performansı artırılabilir. Ek olarak yaşın belirlenmesinde önemli olan kırışıklıklar aktif şekil modeli (active shape model) ile analiz edilebilir. Ayrıca, ileriye ve geriye doğru yaşlandırma süreçleri modellenerek çalışmaya daha farklı bir boyut kazandırılabilir.

**Teşekkür.** Bu çalışma Karadeniz Teknik Üniversitesi Rektörlüğü Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından BAP 2008.112.09.1 kodlu proje ile desteklenmiştir.

## Kaynaklar

- [1] A. Lanitis, C. J. Taylor and T. F. Cootes, Toward automatic simulation of aging effects on face images, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **24** (2002), 442-455.
- [2] A. F. Valinskiy, *Kriminoloji*, Yur nauki, Russia 1999.
- [3] J. Hayashi, M. Yasumoto, H. Ito and H. Koshimizu, Age and gender estimation based on wrinkle texture and color of facial images, *Proceedings of the 16<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02)* **1** (2002), 405-408.
- [4] Y. H. Kwon and N. da Vitoria Lobo, Age classification from facial images, *Computer Vision and Image Understanding* **74** (1999), 1-21.
- [5] S. Mukaida and H. Ando, Extraction and manipulation of wrinkles and spots for facial image synthesis, *Proceedings of the 6<sup>th</sup> IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR'04)* (2004), 749-754.
- [6] C. Choi, Age change for predicting future faces, *1999 IEEE International Fuzzy Systems Conference (FUZZ-IEEE'99) Proceedings* **3** (1999), 1603-1608.

- [7] R. Iga, K. Izumi, H. Hayashi, G. Fukano and T. Ohtani, A gender and age estimation system from face images, *SICE Annual Conference in Fukui, Fukui University, Japan* **1** (2003), 756–761.
- [8] T. Kawano, K. Kato and K. Yamamoto, An analysis of the gender and age differentiation using facial parts, *2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* **4** (2005), 3432–3436.
- [9] N. Ramanathan and R. Chellappa, Face verification across age progression, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005)* **2** (2005), 462–469.
- [10] T. Ahonen, A. Hadid and M. Pietikäinen, Face recognition with local binary patterns, *ECCV 2004, LNCS* **3021** (2004), 469–481.
- [11] A. Hadid, M. Pietikäinen and T. Ahonen, A discriminative feature space for detecting and recognizing faces, *2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'04)* **2** (2004), 797–804.
- [12] H-C Lian and B-L Lu, Multi-view gender classification using local binary patterns and support vector machines, *ISNN (2)'06, LNCS* **3972** (2006), 202–209.
- [13] L. He, C. Zou, L. Zhao and D. Hu, An enhanced LBP feature based on facial expression recognition, *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27<sup>th</sup> Annual Conference* (2006), 3300–3303.
- [14] J. M. Parramon, *Baş ve Portre Çizme Sanatı*, Remzi Kitabevi, İstanbul 2000.
- [15] T. Ojala, M. Pietikäinen and T. Mäenpää, Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **24** (2002), 971–987.
- [16] V. V. Nابیev, *Algoritmalar, Teoriden Uygulamalara*, Seçkin Yayıncılık, Ankara 2009.
- [17] P. J. Phillips, H. Wechsler, J. Huang and P. Rauss, The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms, *Image and Vision Computing* **16** (1998), 295–306.
- [18] P. J. Phillips, H. Moon, S.A. Rizvi and P. J. Rauss, The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **22** (2000), 1090–1104.

