

Sıkıştırılmış Algılama Kullanarak Yeni Bir Yüz Gösterimi

New Face Representation Using Compressive Sensing

Alaa Eleyan^a, Kıvanç Köse^b, A. Enis Çetin^b

^aElektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Mevlana Üniversitesi, Konya, Türkiye

^bElektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Bilkent Üniversitesi, Ankara, Türkiye
aeleyan@mevlana.edu.tr, kkivanc@ee.bilkent.edu.tr, cerin@bilkent.edu.tr

Özetçe—Bu bildiride yüz resimleri için yeni bir tanımlayıcı sunulmaktadır. Sıkıştırılmış Algılama (Compressive Sensing) fikri kullanılarak, yüz imgelerinden öznitelikler çıkarılmıştır. Öznitelik çıkarımı sırasında Rastgele Gauss dağılımına sahip elemanları ya da rasgele ikili elemanları olan ölçüm matrisleri kullanılmıştır. Bu sayede elde edilen öznitelik vektörleri en yakın komşu sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırılmıştır. Hesaplama karmaşıklığı konusunda büyük bir indirim sağlanmış ve bunun yanında tanıma oranlarında büyük bir düşüş yaşanmamıştır.

Abstract—In this paper we present a new descriptor for representing face images. We used compressive sensing concept to prepare a Gaussian Random or Binary Random Measurement Matrix (GRMM). We simply project the face images to new space using GRMM. Classification is then performed using nearest neighbor classifiers. System performance is very promising and comparable with the well-known algorithms in the literature.

I. GİRİŞ

Günümüz yaşamında özellikle güvenlik alanında, güvenilir bir yüz tanıma sistemine ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Bunlara örnek olarak ATM'lerde, havaalanlarında kullanılan güvenlik kameraları ve hatta yüz tanımayı şifre yerine kullanan sistemler verilebilir. Bu tip sistemlerde kameradan alınan imgenin veri tabanında kayıtlı olan kişiler ile karşılaştırılması sayesinde, resimdeki kişi veya kişilerin kimliklerinin saptanması amaçlanmaktadır.

Şu anda literatürde sıklıkla kullanılan yüz tanıma metotları iki gruba ayrılabilirler [1]. İlk gruptaki metotlar global yaklaşım ya da görünüm tabanlı, bütünsel doku öznitelikleri kullanarak hedef yüzün tanınmasına çalışırlar. Bu gruba örnek olarak ana bileşen analizi ([2],[3]) ya da özyüzler (eigenfaces) ([4],[5]) doğrusal ayrıştırma analizi ([6],[7]), Gabor dalgacık dönüşümü ([8],[9]) ve ayrık kosinüs dönüşümü ([10]) tabanlı metotlar verilebilir. İkinci tip metotlar ise öznitelik ya da bileşen tabanlıdır. Bu metotlar ağız burun ve gözler gibi farklı yüz özniteliklerinin arasındaki geometrik ilişkileri kullanırlar. [11]'de

elastik grafikler kullanarak yüzün geometrik modelini çıkarmak suretiyle, öznitelik tabanlı bir yüz tanıma sistemi geliştirmişlerdir. [12]'de ise ağız, göz ve burun pozisyonlarına bakarak bir şablon çıkartıp bunu tanımadaki kullanan bir sistem önerilmiştir.

Bu makalede ise sıkıştırılmış algılama (SA) konsepti kullanılarak alınan rasgele ölçümler kullanılarak yüz tanıma yapılması konusunda bir çalışma sunulmaktadır. Rasgele Gaussian ve ikili matrisler kullanılarak ölçümler alınmış ve daha sonra bu alınan veriler kullanılarak sınıflandırma yapılması sağlanmıştır. Özellikle ölçüm işlemi sırasında ikili matrislerin kullanılması sayesinde hesaplama karmaşıklığı konusunda büyük bir indirim sağlanmış ama bunun yanında tanıma oranlarında da büyük bir düşüş yaşanmadığı gösterilmiştir.

Makalenin ikinci bölümünde sıkıştırılmış algılamadan, üçüncü bölümde ise geliştirilen metodun ayrıntılarından bahsedilmektedir. Dördüncü bölümde ise yapılan deneyler anlatılmakta ve sonuçları sunulmaktadır. Beşinci ve son bölümde ise sonuçlar değerlendirilmektedir.

II. SIKIŞTIRILMIŞ ALGILAMA

Nyquist-Shannon örnekleme teoremine [1] göre eğer bir sinyal frekans tayfında kapladığı alanın iki katı bir frekansta örneklenirse o zaman geri çatımı mümkündür. Bu kuralla uyularak yapılan örnekleme sonucunda çoğu zaman çok yüksek miktarda örnek elimize geçer. Bu sinyal verisinin örnekleri arasındaki ilişinti çok yüksektir. Çoğu zaman da zaman uzayında alınan bu örnekler sinyal analiz açısından çok bir anlam ifade etmemektedir. Bu sebeplerden dolayı bir çok sinyal analizi ve sıkıştırması algoritmasının ilk adımı bu sinyalin daha kompakt ifade edilebileceği ya da analiz açısından daha anlamlı bir alt uzaya dönüştürülmesidir. Sinyali dönüştürüleceği alt uzayın kararlaştırılmasında rol oynayan önemli etkenlerden biri, sinyalin bu yeni alt uzayda ne kadar seyrek olduğudur. Sinyal ne kadar seyrek olursa, kendisini temsil etmek için o kadar az örneğin tutulmasına ihtiyaç olur.

Yani aslında bir nevi boşuna örnekleme yapılmış olmaktadır, çünkü başka bir uzayda çok daha az sinyal örneği tutularak aynı sinyali temsil etmek mümkün

olabilir. [13]'de burada bahsi geçen örnekleme işinin daha efektif olarak nasıl yapılabileceği ve bu önerilen yeni yöntem ile örneklenen sinyalin nasıl geri çatılabileceği anlatılmıştır.

Farz edelim ki elimizdeki N sayıda örneğe ve bir başka alt uzayda denklem (1)'de verildiği gibi seyrek bir temsili bulunduğu bilinen bir x sinyali var.

$$x = \psi \cdot s \quad (1)$$

Bu seyrek temsilde K tane örneğin sıfırdan farklı geri kalan örneklerin sıfır olduğu varsayılırsa bu s sinyaline "K-seyrek" ($K \ll N$) denir. [13]'de bu tip sinyalleri Nyquist-Shannon kriterlerine göre örnekleyp, daha sonra seyrek yapıya dönüştürmek yerine doğrudan örnekleme yönteminden bahsedilmiştir. Eğer bir sinyalin herhangi bir alt uzayda seyrek olduğu biliniyorsa, bu metodun uygulanabileceği gösterilmiştir. Farz edelim ki x sinyali yerine (2)'de verilen örnekleme işlemini kullanarak M uzunluğundaki y ölçüm sinyalini alıyoruz.

$$y = \phi \cdot x \quad (2)$$

Buradan $M \times N$ boyutlarındaki ϕ 'ye ölçüm matrisi adı verilmektedir. Bu durum da y sinyali de seyrek olarak (3)'te verilen şekilde ifade edilebilir.

$$y = \Theta \cdot s = \phi \cdot \psi \cdot s \quad (3)$$

[13]'de ($K \ll M \ll N$) koşulunun sağlanması ve ölçüm matrisinin [14]'te belirtilen bazı kurallar kullanılarak oluşturulması durumunda x sinyali, M ölçümden oluşan y sinyalinden (4)'te verilen optimizasyon problemi çözülerek geri çatılabilir.

$$\hat{s} = \min \|s\|_1 \text{ öyle ki } y = \Theta \cdot s \quad (4)$$

Geriçatım işlemindeki kritik noktalardan biri ölçüm matrisinin oluşturulmasıdır. Ölçüm matrisi oluşturulurken, matrisin sütunlarının birbirlerine olabildiğince dik olmaları sağlanmalıdır. Bu sayede her ölçümün maksimum bilgi getirmesi sağlanmış olur.

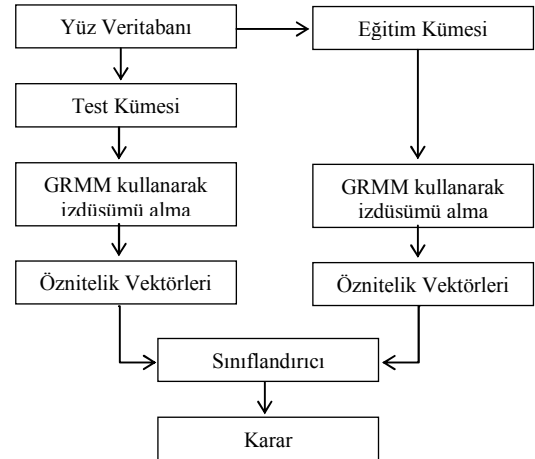
[13]'de verilen yargılardan yola çıkarak, herhangi bir uzayda seyrek bir temsili olan bir sinyal (1)-(3)'te verilen denklemlerde gösterilen örnekleme metodu kullanılarak anlamlı bir şekilde örneklenebilir. Burada dikkat edilmesi gereken husus Θ matrisinin seçimidir. [13] ve [14]'te bu matrisin oluşturulmasına dair koşul olarak, ϕ ve ψ matrislerini birbirleriyle maksimum 'evre uyumsuz (incoherent)' olmaları gerektiği belirtilmiştir.

[13]'de ϕ 'nin Gaussian matriks seçilmesi durumunda ψ 'den maksimum evre uyumsuz olması koşulunun sağlanacağı söylenmektedir. Ayrıca, [15]'de ise i.i.d. ikili matrislerinde birçok ψ için evre uyumsuz koşulunu sağladığı gösterilmiştir.

Bu çalışmada yukarıda bahsedilen SA'nın anlamlı bir örnekleme yaptığı vargısı temel alınmakta ve Gaussian ve ikili ölçüm matrisi kullanılarak yüz resimlerinden ölçümler alınmaktadır. Bu ölçümler daha sonra sınıflandırmada kullanılmaktadır.

III. ÖNERİLEN YÖNTEM

Önerilen yaklaşım Şekil-1 de gösterilmektedir. Yüz veri tabanı eğitim ve test olarak iki farklı gruba bölünmektedir. Bu çalışma da imgelerin ölçümlemesinde kullanılan ϕ matrisi iki farklı şekilde oluşturulmuş ve bu iki farklı tip kullanılarak testler yapılmıştır. İlk olarak ϕ matrisi rastgele elemanları rastgele Gaussian dağılımdan gelecek şekilde seçilmiş ve bu sayede $M \times N$ boyutunda bir ölçüm matrisi oluşturulmuştur. Burada M ölçüm sayısıdır. Aynı zamanda bu uygulamada öznelik vektörü uzunluğu olarak da anlaşılabilir. Ölçüm matrisinin oluşturulmasında kullanılan ikinci yöntemde elemanlarının rastgele Gaussian yerine i.i.d ikili dağılımdan gelmesidir. Bu sayede $M \times N$ boyutunda ikinci bir ölçüm matrisi oluşturulmuş. Bir sonraki adımda, her iki grupta bulunan imgeler rasgele Gaussian ya da ikili ölçüm matrisi kullanılarak ölçümlenirler. Bu sayede imgelerin öznelik vektörleri oluşturulur. Daha sonra bu öznelik vektörleri uygun görülen bir sınıflandırıcı tarafından sınıflandırılır. Bu çalışmada 'En yakın komşu' (Nearest Neighborhood) sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Deneyler sırasında 'birini dışarıda bırak'



(Leave-one-out) metodu kullanılmıştır.

Şekil 1. Önerilen yöntemin akış şeması.

Deneyssel olarak önerilen farklı yöntemlerin performanslarının değerlendirilebilmesi için 3 farklı uzaklık kullanılmıştır. Bunlar L_1 uzaklığı, δ_{L1} , L_2 uzaklığı, δ_{L2} , ve kosinüs uzaklığı, δ_{cos} , olarak belirlenmiştir. Bu uzaklıklar n boyutlu vektörler için aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$\delta_{L1}(x, y) = |x - y| \quad (5)$$

$$\delta_{L2}(x, y) = \|x - y\|^2 \quad (6)$$

$$\delta_{cos}(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} \quad (7)$$

Deneyssel çalışmalar FERET [16] ve ORL [17] yüz veri tabanlarında gerçekleştirilmiştir. FERET veri tabanından, 200 kişiye ait 600 önyüz seçilmiştir. Burada kullanılan 600 adet yüz imgesi değişken aydınlatma ve

farklı yüz ifadeleri içermektedirler. Her yüz imgesi 128×128 piksel olarak yeniden boyutlandırılmış. ORL veri tabanı 40 kişiden elde edilen 400 yüz imgesinden oluşmaktadır. Bu veri tabanında yüz ifadesi ve yüz detaylarında farklılıklar mevcuttur. Bu veri tabanında da tüm imgeler 128×128 piksel olacak şekilde yeniden boyutlandırılmıştır. FERET ve ORL veritabanlarından örnek resimler Şekil-2 de verilmektedir



(a) (b)

Şekil 2. (a) FERET veritabanı, (b) ORL veritabanı örnekleri.

IV. BENZETİM SONUÇLARI VE TARTIŞMALAR

Algoritmanın performansını ölçmek amacıyla yapılan eğitim/testlerde birini-dışarıda-bırak (Leave-one-out) stratejisi benimsenmiştir. Yani N sayıda kişinin M tane fotoğrafının olduğu bir veri tabanında, her kişinin $M-1$ pozu eğitim ve geriye kalan bir pozları da test için kullanılmış daha sonra test resmi değiştirilerek deney tekrarlanmıştır. Buradan çıkan sonuçların ortalaması alınarak Tablo-1 ve 2'deki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 3 ve 4'te ise ölçüm matrisi olarak Gaussian yerine bağımsız özdeşçe dağılmış rastgele ikili değerlere sahip ölçüm matrisi kullanılarak çıkarılan öznelikler kullanılarak yapılan testlerin sonuçları verilmektedir.

Tablo 1. Farklı öznelikler sayısı ve uzaklıklar ölçütleri kullanılarak FERET veritabanında elde edilmiş yüz tanıma oranları (%). Ölçüm matrisi olarak Gaussian rastgele matrisler kullanılmıştır.

n	δ_{L1}	δ_{L2}	δ_{cos}
50	77.0000	77.8333	69.9167
100	84.9167	86.0833	78.5833
200	89.4167	89.6667	83.0833
300	89.4167	89.6667	83.0833
500	90.3333	90.4167	84.0833
1000	90.5000	90.4167	84.5000

Tablo 2. Farklı öznelikler sayısı ve uzaklıklar ölçütleri kullanılarak ORL veri tabanında elde edilmiş yüz tanıma oranları (%). Ölçüm matrisi olarak Gaussian rastgele matrisler kullanılmıştır.

n	δ_{L1}	δ_{L2}	δ_{cos}
50	91.4583	92.7500	90.3333
100	94.1667	94.3333	92.5833
200	95.6250	95.9583	94.0833
300	95.7500	96.1667	94.2917
500	95.9167	95.9167	94.9167
1000	96.8333	96.7500	95.4167

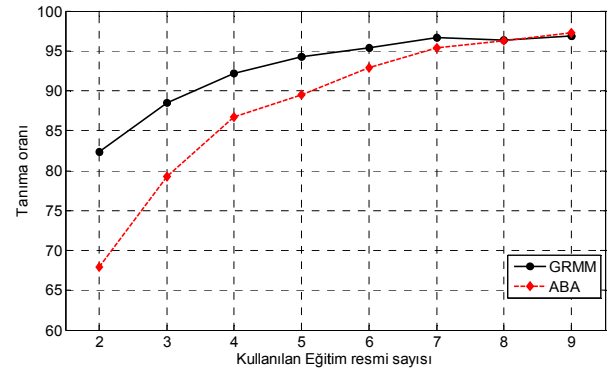
Tablo 3. Farklı öznelikler sayısı ve uzaklıklar ölçütleri kullanılarak FERET veritabanında elde edilmiş yüz tanıma oranları (%). Ölçüm matrisi olarak ikili rastgele matrisler kullanılmıştır.

n	δ_{L1}	δ_{L2}	δ_{cos}
50	70.3333	71.6667	71.6667
100	75.1667	77.3333	77.3333
200	83.1389	81.5833	81.5833
300	85.1389	82.6667	82.6667
500	86.2500	83.5000	83.5000
1000	87.7500	84.4167	84.4167

Tablo 4. Farklı öznelikler sayısı ve uzaklıklar ölçütleri kullanılarak ORL veri tabanında elde edilmiş yüz tanıma oranları (%). Ölçüm matrisi olarak ikili rastgele matrisler kullanılmıştır.

n	δ_{L1}	δ_{L2}	δ_{cos}
50	89.3333	82.4167	89.7917
100	95.8333	90.7500	92.3333
200	96.5000	94.1250	94.0000
300	97.2083	95.5000	94.6667
500	96.5417	96.8333	95.1250
1000	96.2917	97.5833	94.7500

Önerilen metot, literatürde sıklıkla kullanılan ABA tabanlı yüz tanıma algoritması ile ORL veri tabanında bulunan yüz imgeleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Bu testler farklı sayılarda eğitim imgeleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. ABA kullanılarak yapılan analizde öznelik sayısı, kullanılan eğitim imgesi miktarına bağlı iken önerilen metoda bu sayı istenildiği gibi değiştirilebilmektedir. Burada verilen testlerde önerilen metot için 1000 adet ölçüm alınacak şekilde bir ölçüm matrisi kullanılmıştır. Şekil-3'te de görüldüğü üzere kullanılan eğitim imajı sayısı azaltıldıkça, önerilen algoritma ABA tabanlı tanıma sisteminden daha iyi performans göstermektedir. Fazla sayıda test imgesinin kullanıldığı durumlarda ise iki algoritma yakın sonuçlar vermektedir.



Şekil 3. Önerilen GRMM methodu ile ABA metodunun ORL veritabanı kullanılarak yapılan karşılaştırması. Yapılan karşılaştırmada δ_{L1} uzaklık ölçütü kullanılmıştır.

Bunun yanında önerilen algoritmanın ABA tabanlı sisteme göre hesaplama karmaşıklığı çok azdır. Gaussian rasgele ölçüm matrisi kullanılarak $K \times L$ boyutunda bir imgeden M tane ölçüm alan sistemin hesaplama karmaşıklığı $O(K \times L \times M)$ iken ABA tabanlı algoritmanın $O((K \times L)^3)$ 'tür. Hatta ikili rastgele ölçüm matrisi kullanılması durumunda hesaplamaların çarpma işlemi kullanılmadan sadece toplama ile yapılması ve bu sayede karmaşıklığın minimuma indirilmesi sağlanır.

Tablo 1-4'te Şekil 3'te de görüldüğü üzere kullanılan öznitelik sayısı n arttıkça, performansta artmaktadır. Ama küçük n değerleri için bile önerilen yöntem, literatürdeki yöntemlerle mukayese kabul eder sonuçlar vermektedir. Önerilen yöntemin avantajı, PCA ya da LDA'de olduğu gibi bir izdüşümü matrisi oluşturma ön adımına ihtiyaç duymayıp, izdüşümü matrisini rastgele elemanlarda oluşturulmasıdır. Ayrıca önerilen yöntem, çift-ağaç (dual-tree) ve gabor dalgacık dönüşümü tabanlı yöntemlerinde boyutlar büyüdükçe karşılaşılan problemlerle karşılaşmamaktadır.

Önerilen methodun bir başka avantajı ise izdüşümü matrislerinin rastgele, ikili elemanlarda seçilebilmesine olanak sağlamasıdır. Bu sayede hesaplama yükünde çok büyük bir azalma sağlanırken bunun yanında tanıma oranlarında büyük bir düşüş söz konusu olmamıştır. Hatta ORL veritabanıyla yapılan testlerde performans artışı bile gözlemlenmiştir.

V. SONUÇLAR

Sıkıştırılmış algılama kullanılarak yüz imajlarından çıkarılan özniteliklerin, yüz tanıma konusunda kullanılabilecekleri gösterilmiştir. Önerilen methodun hesaplama karmaşıklığı çok az olmasına karşın tanıma oranları literatürdeki daha başarılı metotlarla yarışabilecek seviyelerdedir. ORL ve FERET yüz veri tabanlarından yaptığımız deneyler bunu göstermektedir. Bundan sonraki çalışmalarımız arasında daha farklı veri tabanlarının kullanılıp testlerin genişletilmesi ve bunun yanında algoritmanın farklı ışık koşulları altında ve farklı açılardan alınmış yüz imgeleri üzerinde nasıl çalıştığının araştırılması yer almaktadır.

VI. TEŞEKKÜRLER

Burada sunulan araştırma FIRESENSE (FP7-ENV-2009-1) projesi ve TÜBİTAK tarafından desteklenmiştir

VI. KAYNAKÇA

- [1] Chellappa, R., Wilson, C., and Sirohey, S., "Human and machine recognition of faces: A survey", *In Proc. IEEE*, vol. 83 no.5, pp. 705–740, 1995.
- [2] Sirovich, L. & Kirby, M., "Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces", *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 4 no.3, pp. 519-524, 1984-7529, 1987.
- [3] Kirby, M. and Sirovich, L., "Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of

- Human Faces", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12 no. 1, pp. 103-108, 0162-8828, 1990.
- [4] Turk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for Recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, pp. 71-86. 0898-929X, 1991.
- [5] Pentland, A.; Moghaddam, B. and Starner, T., "Viewbased and modular eigenspaces for face recognition", *In Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 84–91, 0-8186-5825-8, USA, 1994.
- [6] Belhumeur, P.; Hespanha, J. and Kriegman, D., "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, 0162-8828, 1997.
- [7] Zhao, W.; Chellappa, R. and Nandhakumarm, N., "Empirical performance analysis of linear discriminant classifiers", *In Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 164–169, 0-8186-5825-8, IEEE Computer Society, Santa Barbara, Canada, 1998.
- [8] Shen L. and Bai, L. 2006. A review on Gabor wavelets for face recognition. *Pattern Anal. Appl.* vol. 9, no. 2, pp. 273-292, 2006
- [9] Eleyan A.; Özkaramanli, H. and Demirel H. "Complex Wavelet Transform-Based Face Recognition", *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, Article ID 185281, 13 pages, 2008
- [10] Hafed Z. M. and Levine M. D., "Face Recognition Using the Discrete Cosine Transform", *International Journal of Computer Vision*, vol.43, no.3, pp.167-188, 2001.
- [11] Wiskott, L. Fellous, J. Krüger, N. and Malsburg, V., "Face Recognition by Elastic Brunch Graph Matching". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19 no. 7, pp. 775-779, 0162-8828, 1997.
- [12] Brunelli, R. and Poggio, T., "Face recognition: Features versus Templates", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15 no. 10, pp. 1042-1052, 0162-8828, 1993.
- [13] Baraniuk R. G., "Compressed sensing", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp.118-124, 2007.
- [14] Candes, E.J.; Romberg, J.; and Tao, T., "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.52, no.2, pp. 489- 509, 2006
- [15] Candès, E. J.; Tao, T., "Near-optimal signal recovery from random projections and universal encoding strategies", *IEEE Transactions on Information Theory*, submitted. arXiv: math.CA/0410542.
- [16] P.J. Philipps, H. Moon, S. Rivzi, and P. Ross, "The Feret evaluation methodology for face-recognition algorithms", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 10, pp. 1090-1100, 2000.
- [17] Samaria, F. and Harter, A., "Parameterization of a stochastic model for human face identification", in *Proceedings of the 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp. 138–142, Sarasota, USA, 1994.