

Yüz Tanıma Problemi

- Bir yüz görüntüsünün daha önce işlenmiş olan yüz verileriyle karşılaştırılarak kişinin kimliğinin doğrulanması veya tespit edilmesi işlemidir.
- Doğrulama 1'e 1



- Tanımlama 1'e N



Diğer biyometrilere göre avantajı

- Kişi ile hiç etkileşime girmeden uygulanabilir.
- Kullanıcının bir donanımla doğrudan etkileşime girmesine gerek yoktur.
 - İris tarayıcı, parmak izi okyusu...

Görüntü alma yöntemleri

- Yüz fotoğraflarının alınması uygulamaya göre değişiklik göstermektedir.
 - Gözetim uygulamaları video kamera
 - Geniş bir veritabanında eşleştirme yapılacak ise standart bir kamera ve ışık
 - Yüksek doğruluk gerektiren uygulamalarda 3D tarayıcı, infra-red

Uygulama Alanları

- Güvenlik
- İzleme (CCTVs, suçlu takibi)
- Kullanıcı yetki doğrulama
- Video indexleme

Genel Zorluklar

- Aydınlatma
- Gürültü (Düşük ışık)
- Poz değişimleri
- Mimikler
- Yaş değişimi
- Sakal, makyaj, gözlük...

Aydınlatma



Yüz Tanıma Yöntemlerinin Sınıflandırılması

- Görüntü Tabanlı
 - Görünüş Tabanlı – Holistic (Apperance Based)
 - Doku (Yerel Özellik) Tabanlı
 - Model Tabanlı
 - Derin Öğrenme
- Video Tabanlı

Eigenfaces

true label: Bush



true label: Powell



true label: Rumsfeld



true label: Blair



true label: Schroeder



true label: Blair



true label: Rumsfeld



true label: Blair



true label: Schroeder



true label: Chavez



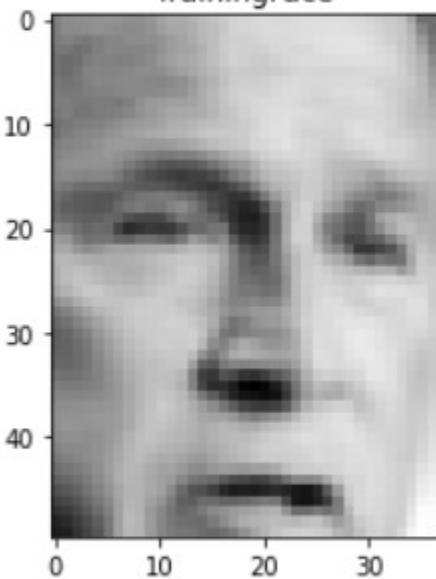
true label: Rumsfeld



true label: Rumsfeld



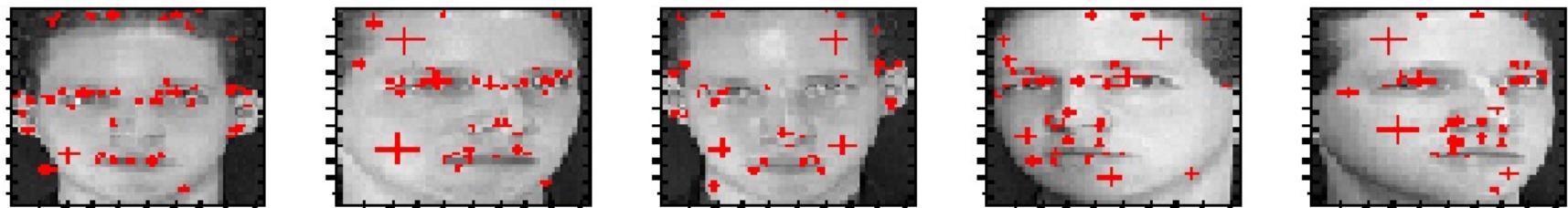
TrainingFace



- Doku (Yerel Özellik) Tabanlı

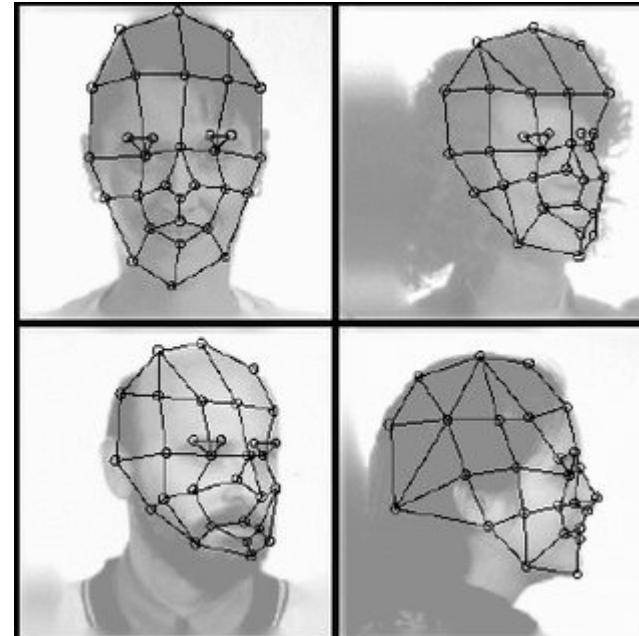
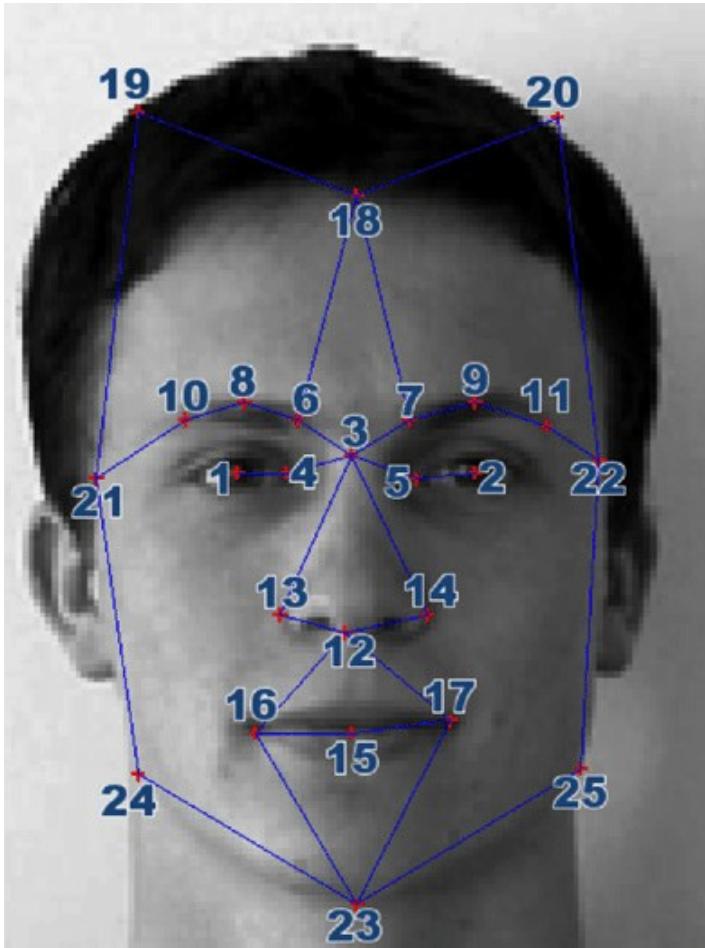


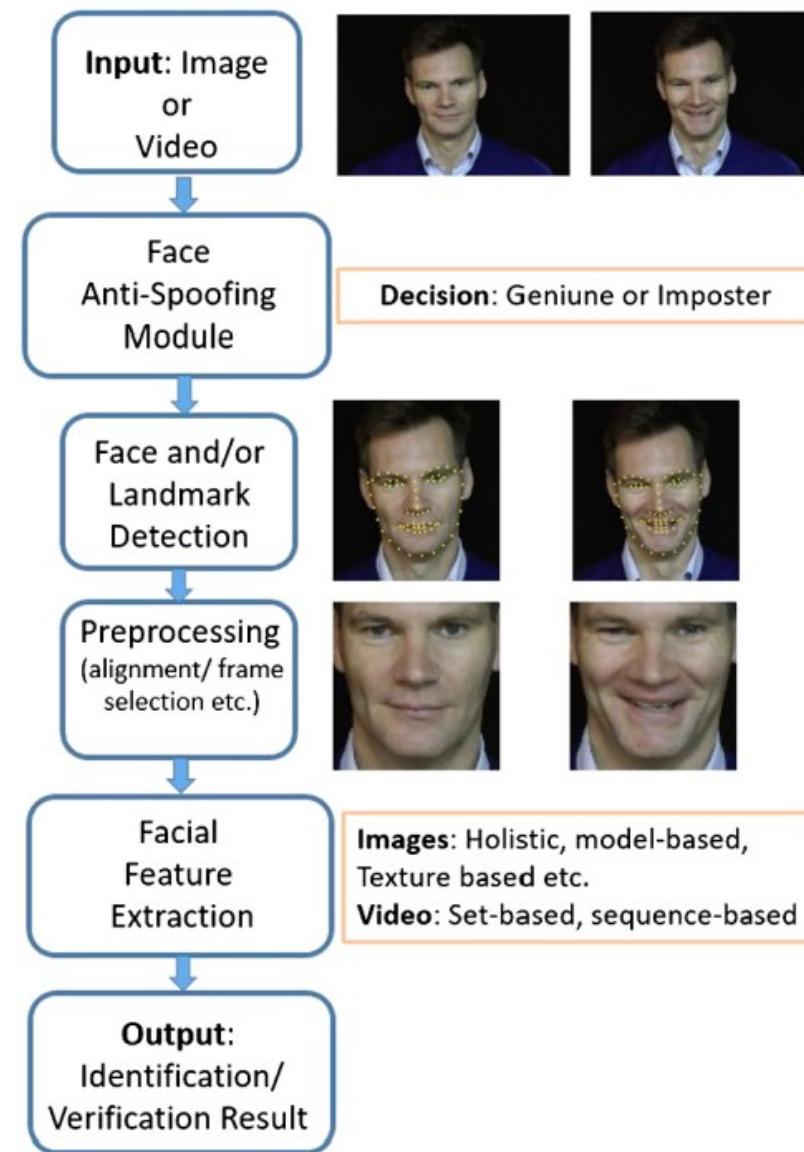
(a) 5 sample images



(b) images with SIFT features

Model Tabanlı (Geometrik)



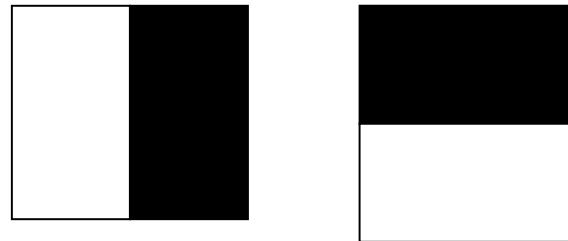


Viola - Jones

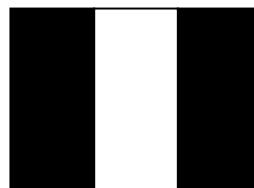
- Yüz tespit algoritması
- Paul Viola, Michael Jones tarafından 2001'de geliştirilmiştir.
- Oldukça optimize.
- 384x288 pixel görüntüler ile 700 MHz Intel Pentium III sistemde 66.7ms

Haar-benzeri Öznitelikler

Two-rectangle



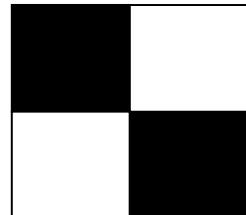
Three-rectangle



=

$$\sum (\text{Siyah kısımdaki pikseller}) - \sum (\text{beyaz kısımdaki pikseller})$$

Four-rectangle



0	0	1	1
0	0	1	1
0	0	1	1
0	0	1	1

★

0	0	1	1
0	0	1	1
0	0	1	1
0	0	1	1

$= 1 - 0 = 1$
Full match

0	0	1	1
0	0	1	1
0	0	1	1
0	0	1	1

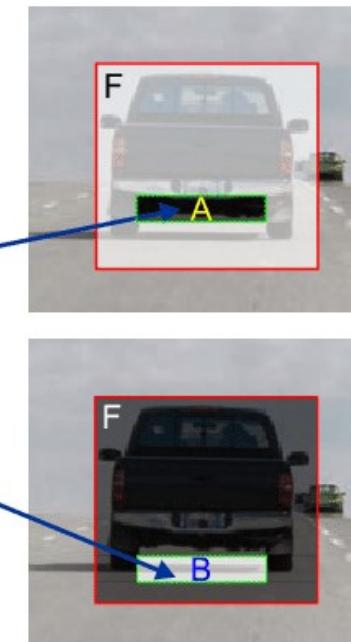
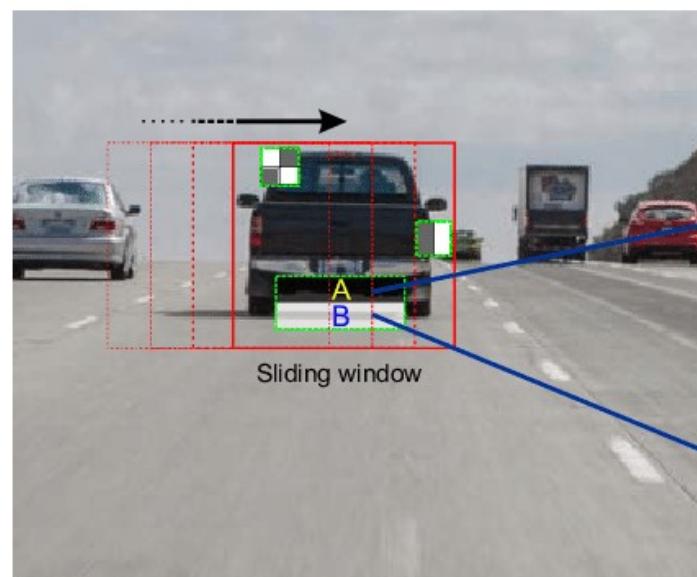
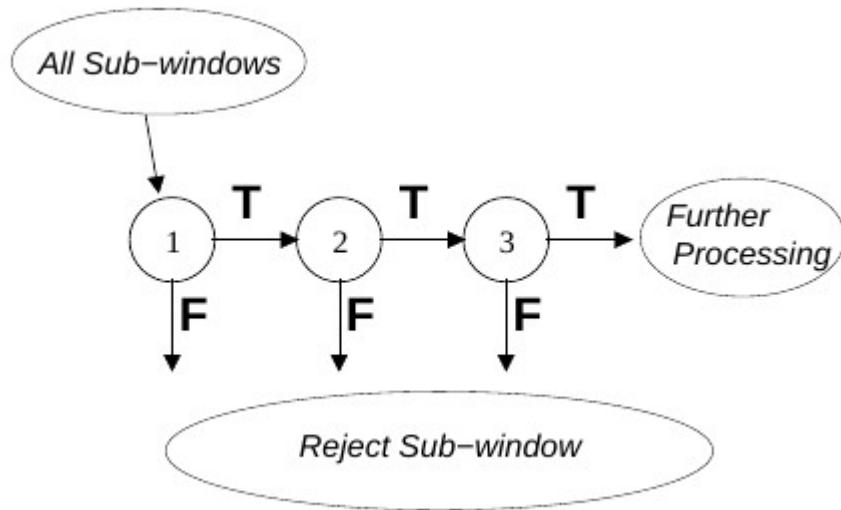
★

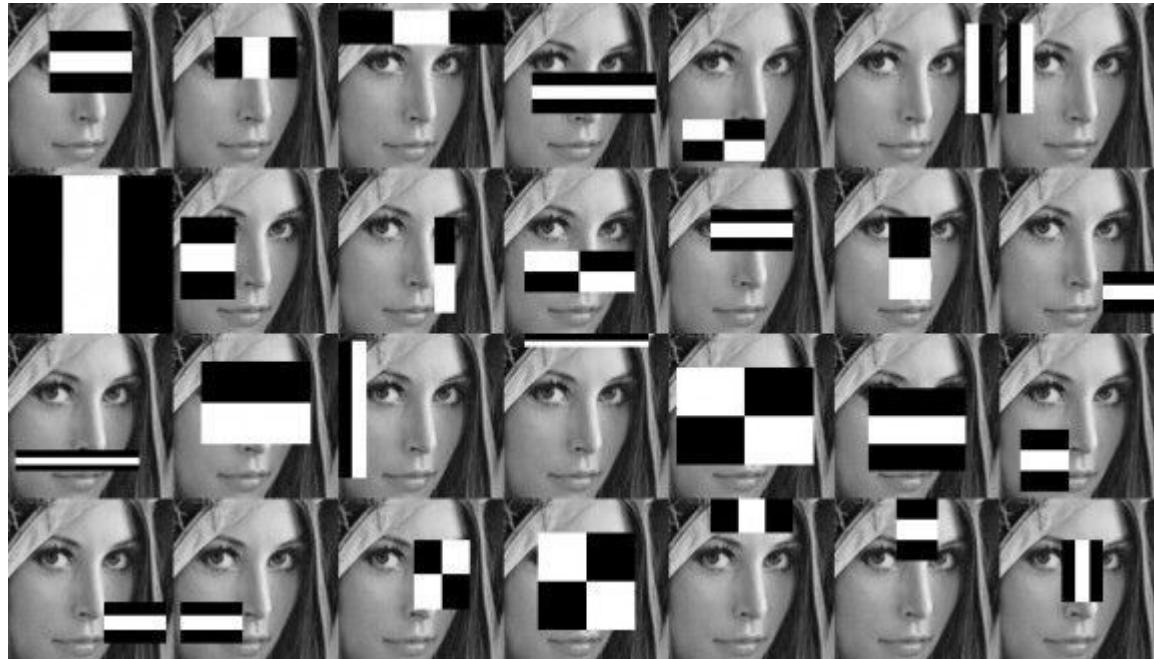
0.1	0.2	0.6	0.8
0.3	0.2	0.6	0.8
0.2	0.1	0.8	0.6
0.2	0.1	0.8	0.9

$(0.6 + 0.8 + 0.6 + 0.8 + 0.8 + 0.6 + 0.8 + 0.9)/8$
 $-(0.1 + 0.2 + 0.3 + 0.2 + 0.2 + 0.1 + 0.2 + 0.1)/8$
 $= 0.575$

Viola – Jones ve Haar-benzeri Öznitelikler

- Önceden tanımlanmış çok sayıda haar-benzeri öznitelikler resimdeki tüm piksellere farklı ölçeklerde uygulanır.





Viola – Jones ve Haar-benzeri Öznitelikler

- Her öznitelik hesaplaması $O(N*M)$ (N ve M haar özniteliğinin eni ve boyu)
- Boyutu X ve Y olan Z adet haar-benzeri tek bir ölçekte özniteliğin hesaplanması $O(M*N*X*Y*Z)$
- Integral image kullanılarak öznitelik hesaplaması sabit zamana düşürülebilir.

Integral Görüntü

Original Image

3	8	2	1
6	3	9	7
5	2	4	9
6	0	1	8

Sum area table

3	11	13	14
9	20	31	39
14	27	A 42	B 59
20	33	D 49	C 74

Integral Görüntü ile Haar Öznitelik Hesaplanması

98	110	121	125	122	129
99	110	120	116	116	129
97	109	124	111	123	134
98	112	132	108	123	133
97	113	147	108	125	142
95	111	168	122	130	137
96	104	172	130	126	130

Image I

98	208	329	454	576	705
294	623	988	1340	1701	2093
392	833	1330	1790	2274	2799
489	1043	1687	2255	2864	3531
584	1249	2061	2751	3490	4294
680	1449	2433	3253	4118	5052

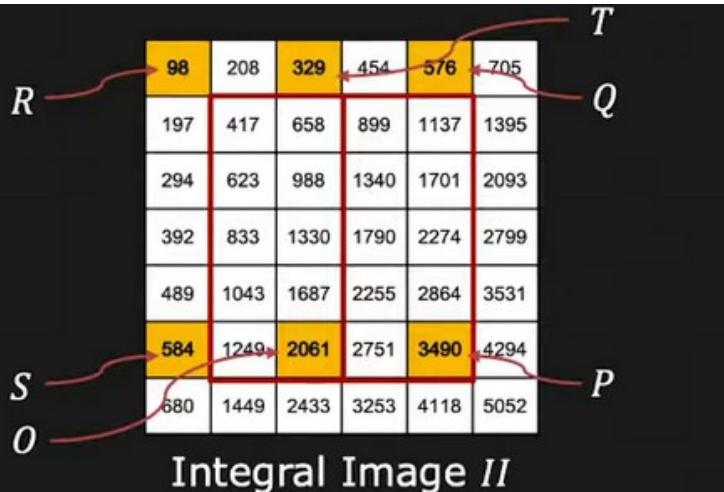
Integral Image II

$$\begin{aligned} \text{Sum} &= II_P - II_Q - II_S + II_R \\ &= 3490 - 1137 - 1249 + 417 = 1521 \end{aligned}$$

Integral Image ile Haar Öznitelik Hesaplanması

98	110	121	125	122	129
99	110	120	116	116	129
97	109	124	111	123	134
98	112	132	108	123	133
97	113	147	108	125	142
95	111	168	122	130	137
96	104	172	130	126	130

Image I



$$\begin{aligned}V_A &= \sum(\text{pixel intensities in white}) - \sum(\text{pixel intensities in black}) \\&= (II_T - II_R + II_S - II_O) - (II_P - II_Q + II_T - II_O) \\&= (2061 - 329 + 98 - 584) - (3490 - 576 + 329 - 2061) = 64\end{aligned}$$

Computational Cost: Only 7 additions

- Önceden hesaplanmış integral image ile haar-öznitelik hesaplaması sabit zamana düşürüldü.
- $O(X^*Y^*M)$

Kullnılacak Haar Özniteliklerinin Tespiti

- 180,000 potasiyel özellik arasından AdaBoost algoritması kullanılarak oluşturuldu.
- Viola-Jones'un makalesinde 38 aşamadan oluşan 6061'in adet öznitelik seçildi.

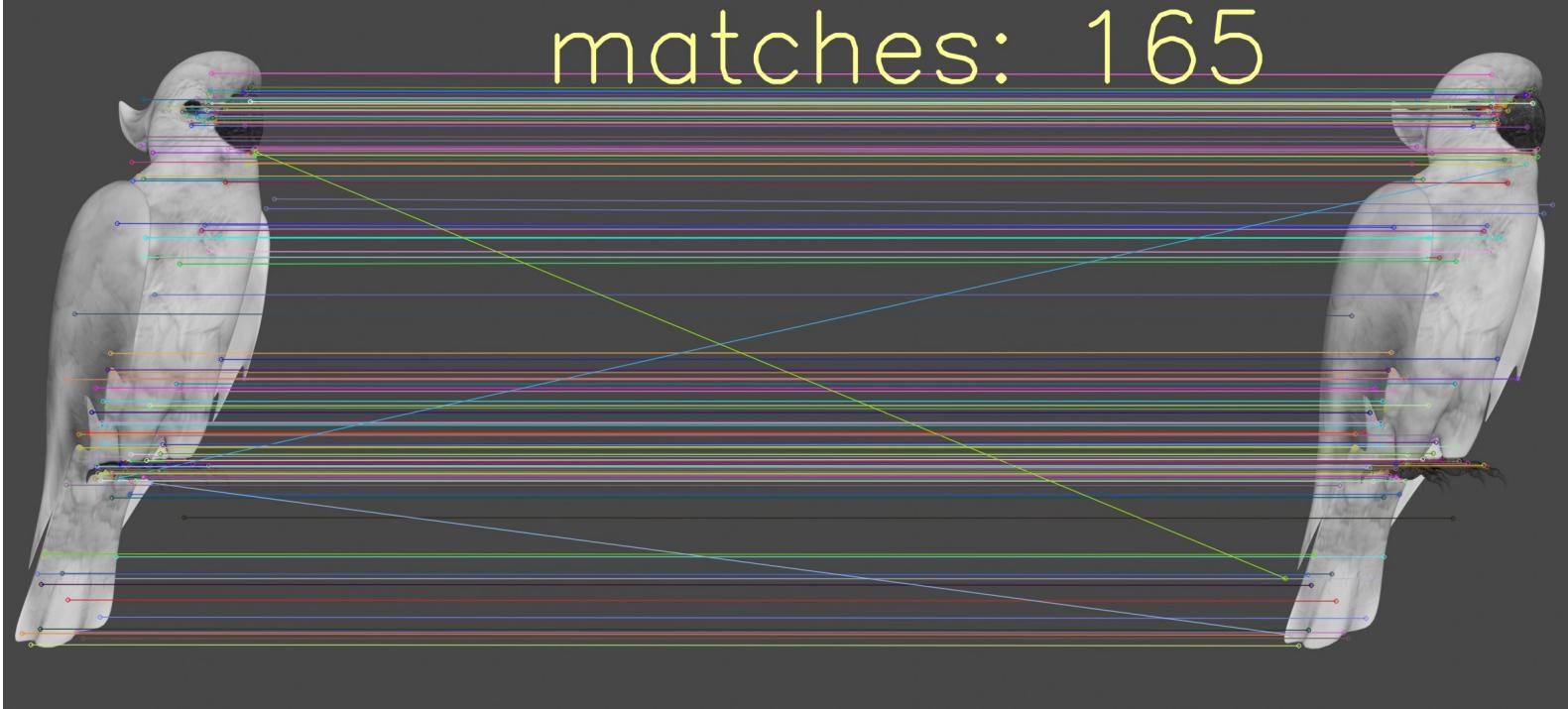
SIFT

- Scale-invariant feature transform
- Yerel özniteliklerin tespit edilmesi ve tanımlanması
- Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, David Lowe, 2004?

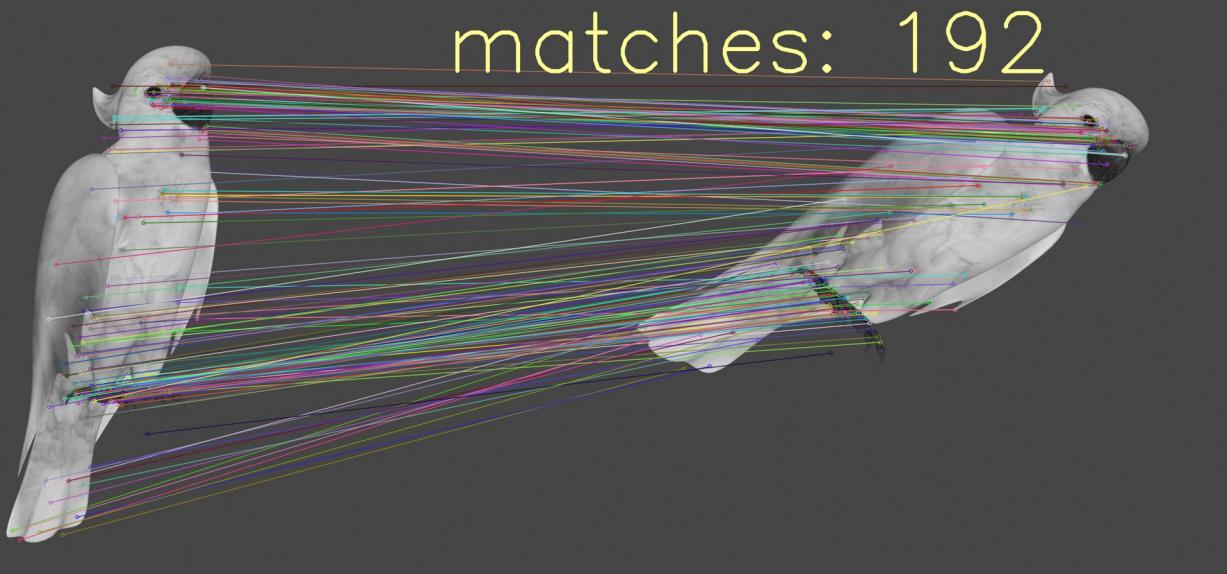
Neden Sift

- Etkilenmez
 - Ölçekten
 - Düzlemsel rotasyon
- Dayanıklıdır
 - Ortam ışığının değişimine
 - Ölçeğe
 - Rotasyona

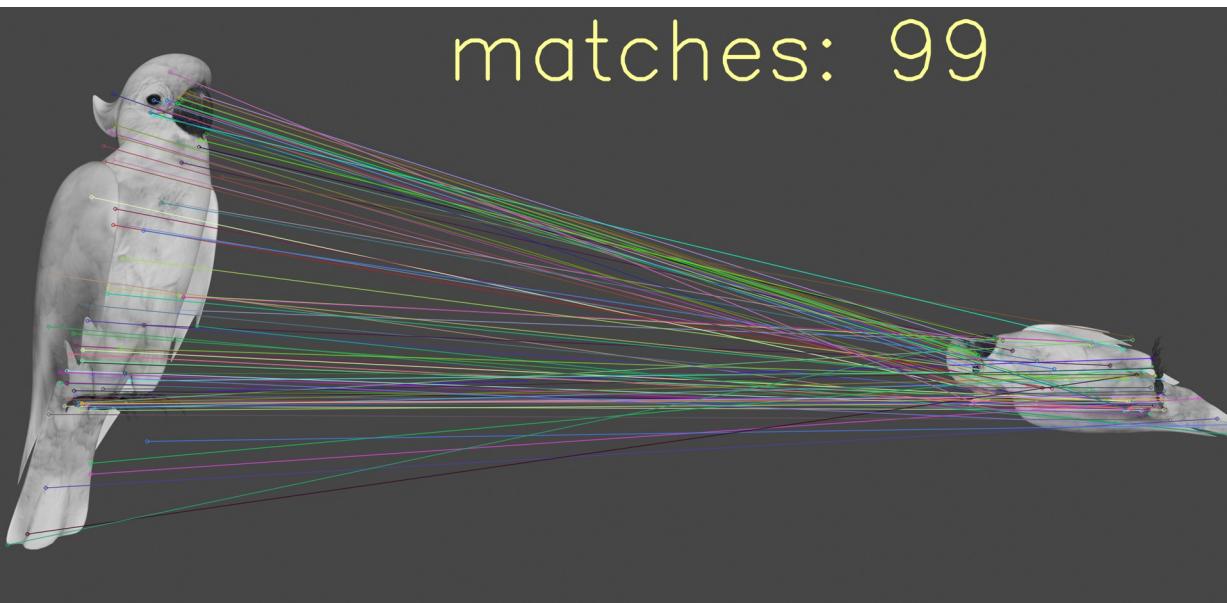
matches: 165



matches: 192

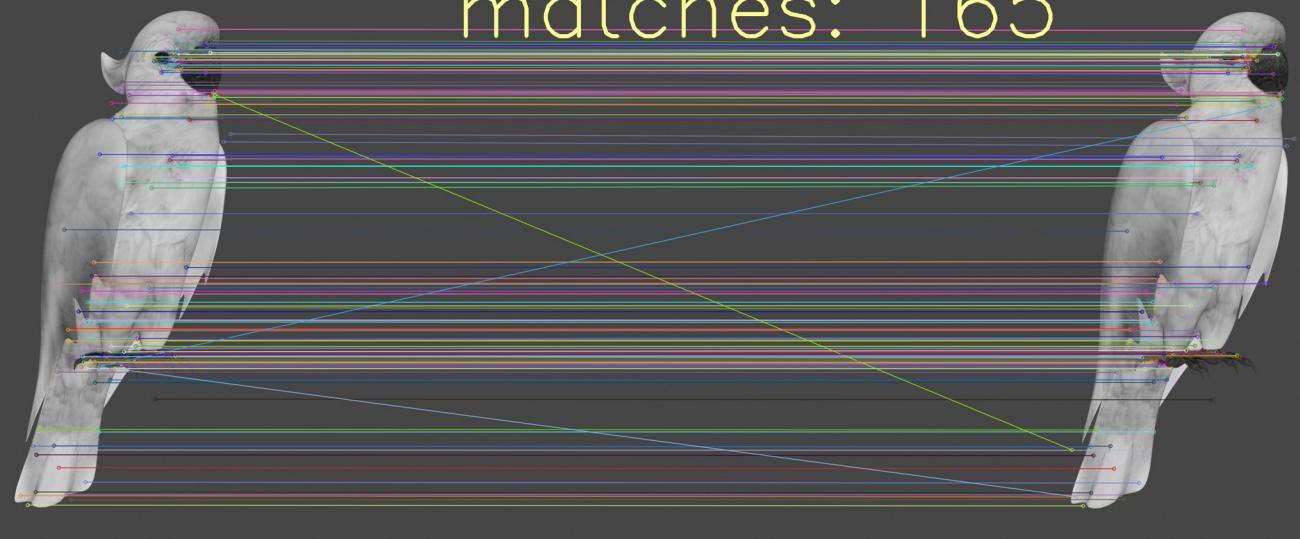


matches: 99

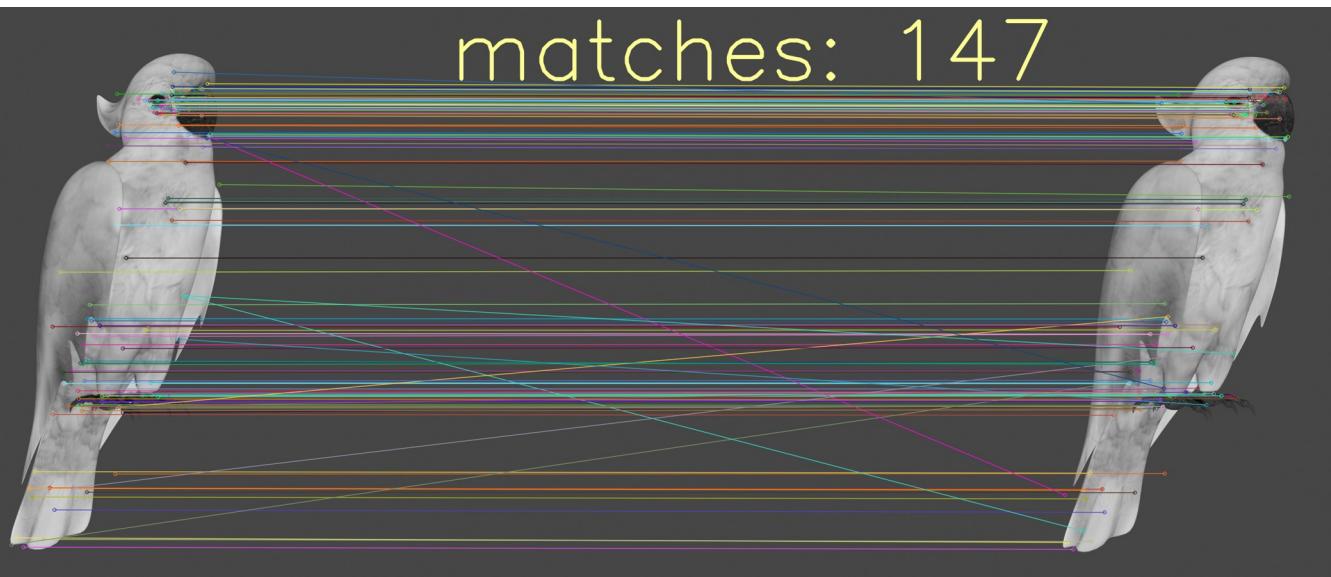


Düzlemsel dönme
Kameradan uzaklaşma

matches: 165



matches: 147



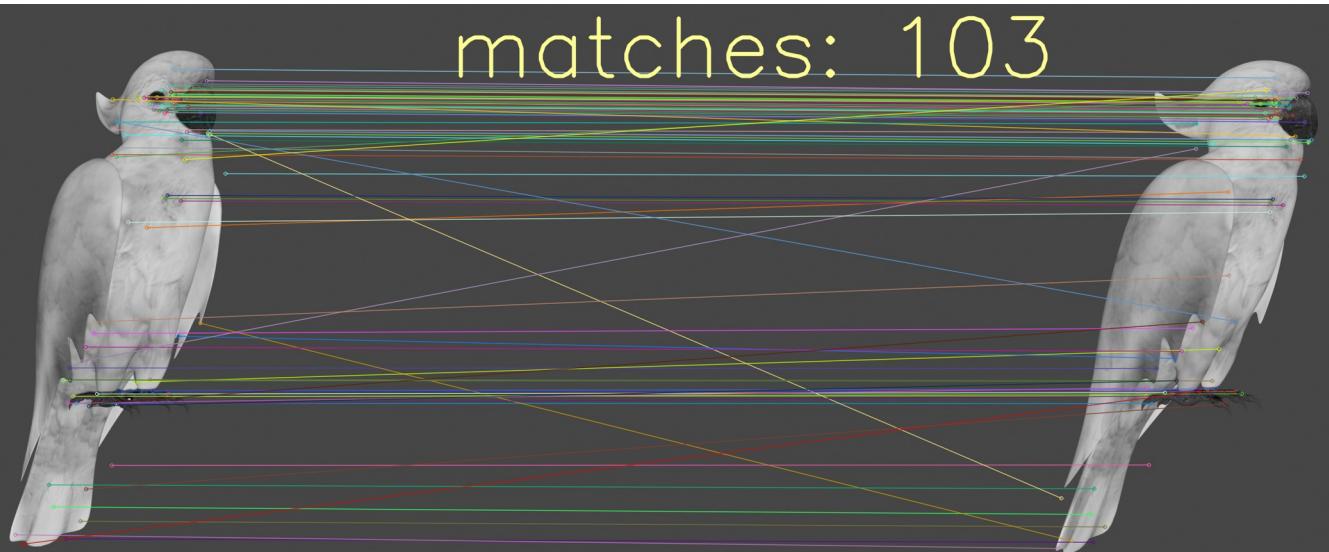
5 derece

matches: 126



10 derece

matches: 103



20 Derece

Yüz Tanıma için Sift

Table 1. Recognition error rate on ORL and AR databases

	FLDA	NLDA	ERE	SIFT	PDSIFT
ORL	7.5%	5.0%	3.0%	10%	4.5%
AR	6.48%	8.19%	4.95%	6.10%	4.76%

FACE RECOGNITION USING SIFT FEATURES Cong Geng and Xudong Jiang

- Fisherface (FLDA)
- Null space approach (NLDA)
- Eigenfeature Regularization and Extraction (ERE)
- SIFT: Vanilla Sift algorith
- PDSIFT: Karşılaştırmanın yapıldığı makalede önerilen SIFT varyantı.

Yüz Tanıma için Sift

Method	S2 (456)	S3 (455)	S4 (488)	S5 (752)
PCA	93.6	55.0	16.7	22.0
LDA	100	99.8	56.3	51. 0
SIFT	100	45.7	25.7	11.2
SIFT_CLUSTER	100	100	66.8	64.9
FSIFT	100	100	83.2	82.8

Adaptation of SIFT Features for Robust Face Recognition

Janez Križaj, Vitomir Štruc, and Nikola Pavešić

SIFT

- Ölçek-uzay ekstremum tespiti
- Anahtar noktaların bulunması (detection)
- Anahtar noktaların oryantasyonun tespiti
- Anahtar noktaların tanımlanması (description)

Ölçek-uzay

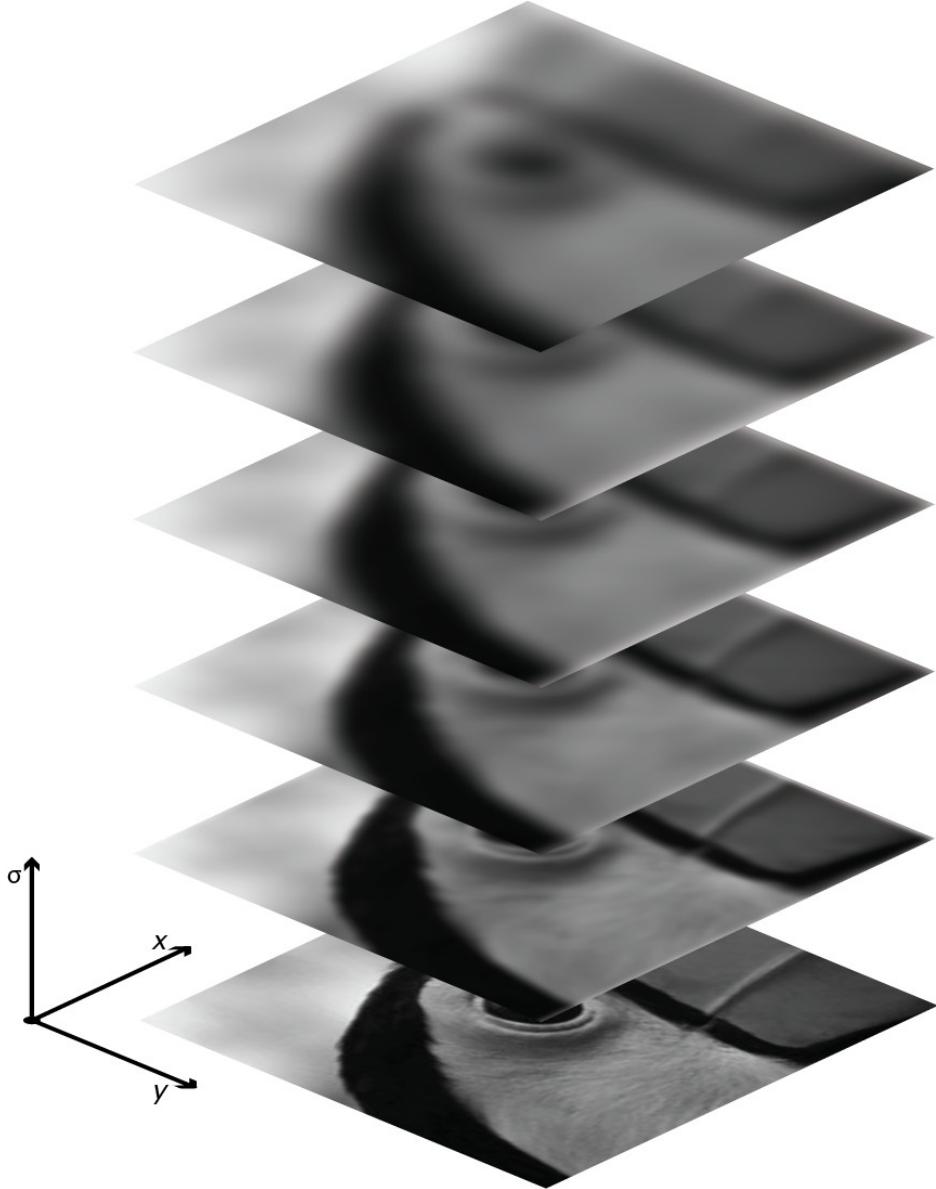
- Görüntüde ölçek değişimlerinden etkilenmeyecek stabil lokasyonları bulunuşmasını sağlar.
- Bir görsele farklı değeri değişen kernellerin uygulanması sonucu elde edilir.
- Koenderink (1984) ve Lindeberg (1994) çeşitli kabuller sonucu Gauss fonksiyonun ölçek-uzay oluşturmak için en uygun kernel olduğunu ispat etmiştir..

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y),$$

$I(x, y)$ görüntüsünün ölçek uzayı $L(x, y, \sigma)$
Farklı değerlerdeki gaussların
konvolüsüyonuyla oluşturuldu.

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

Gauss fonksiyonu



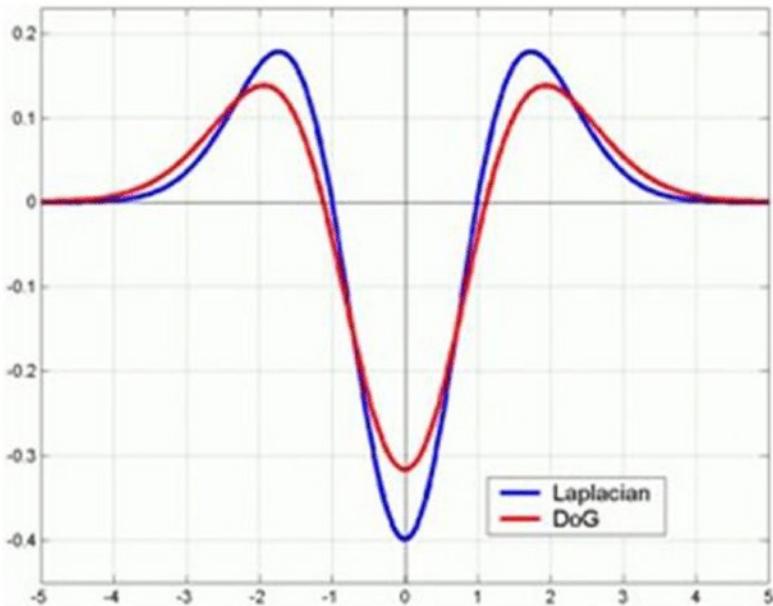
Ölçek uzayda ekstremumların tespiti

Difference Of Gaussian

- Verimli bir biçimde ölçek-uzay ekstremumlarını belirlemek için 1999 yılında Lowe tarafından önerilmiştir.
- K faktörüyle birbirinden ayrılmış iki ölçeğin farkıdır.
- Bu fonksiyonun seçiliş nedenleri
 - Bir önceki adımda hesaplanmış girdilere sahip
 - Laplacian of gaussian'a (NLoG) olan benzerliği

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \end{aligned}$$

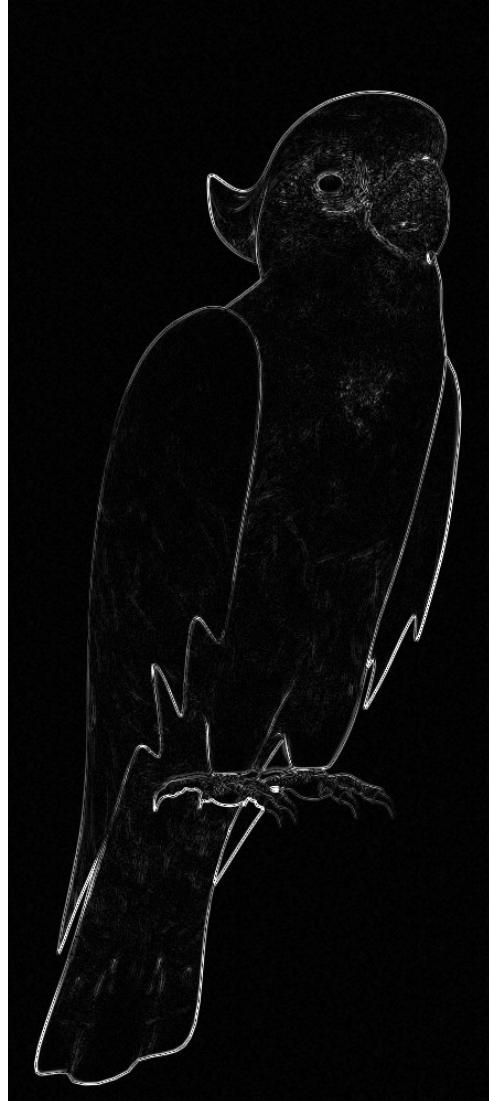
DoG, LoG



$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k - 1)\sigma^2 \nabla^2 G.$$



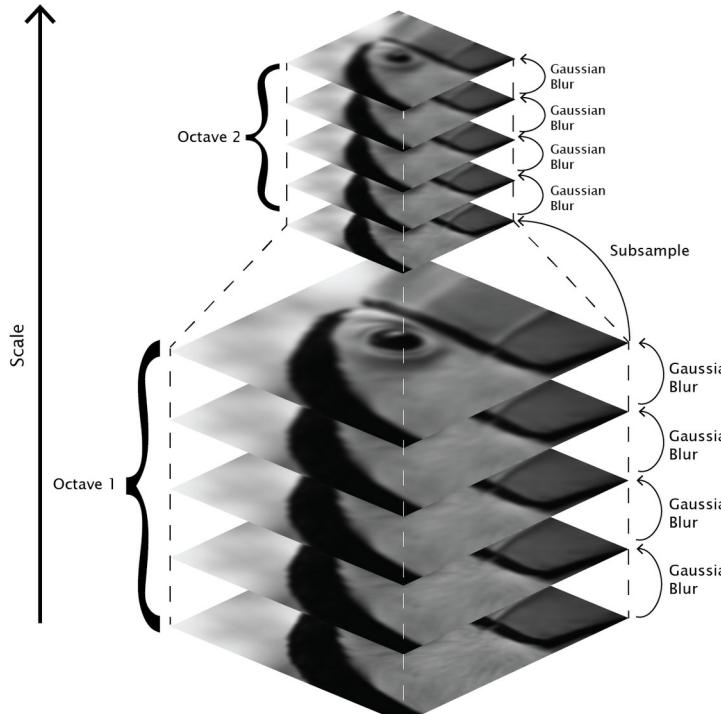
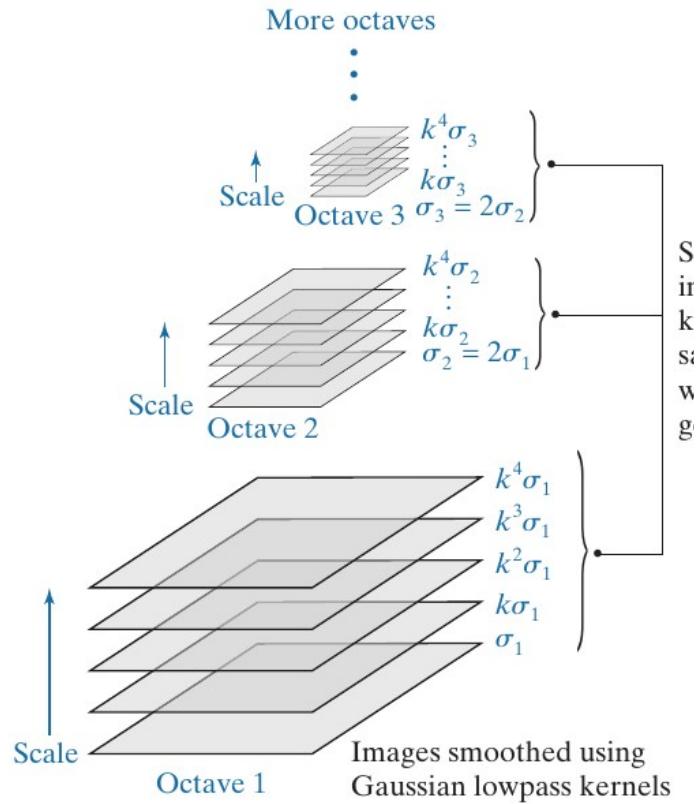
Orijinal Görünütü



Laplace Operatörü Uygulanmış Görüntü

SIFT ve Ölçek Uzay

- SIFT ölçek-uzayını “octave”lara bölmüşür.
- Herbir oktav σ 'nın iki kat artmasıyla oluşur.
- Her oktav bir önceki oktava göre yarı çözünürlüktedir.
- Çözünürlüğün yarıya indirilmesinin nedeni optimizasyondur.

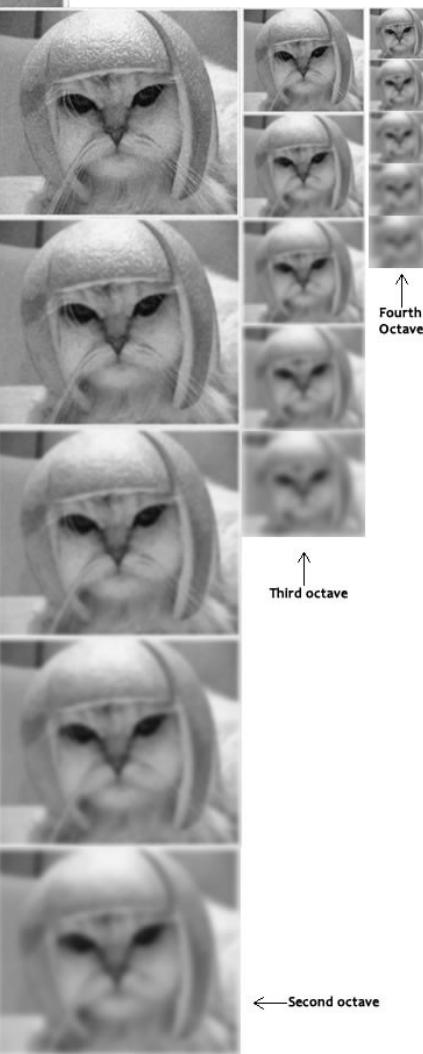


Each octave divided into s

Each octave scales with 2

$K = 2^{1/s}$

Last gauss applied image in an octave downsampled to create next octave



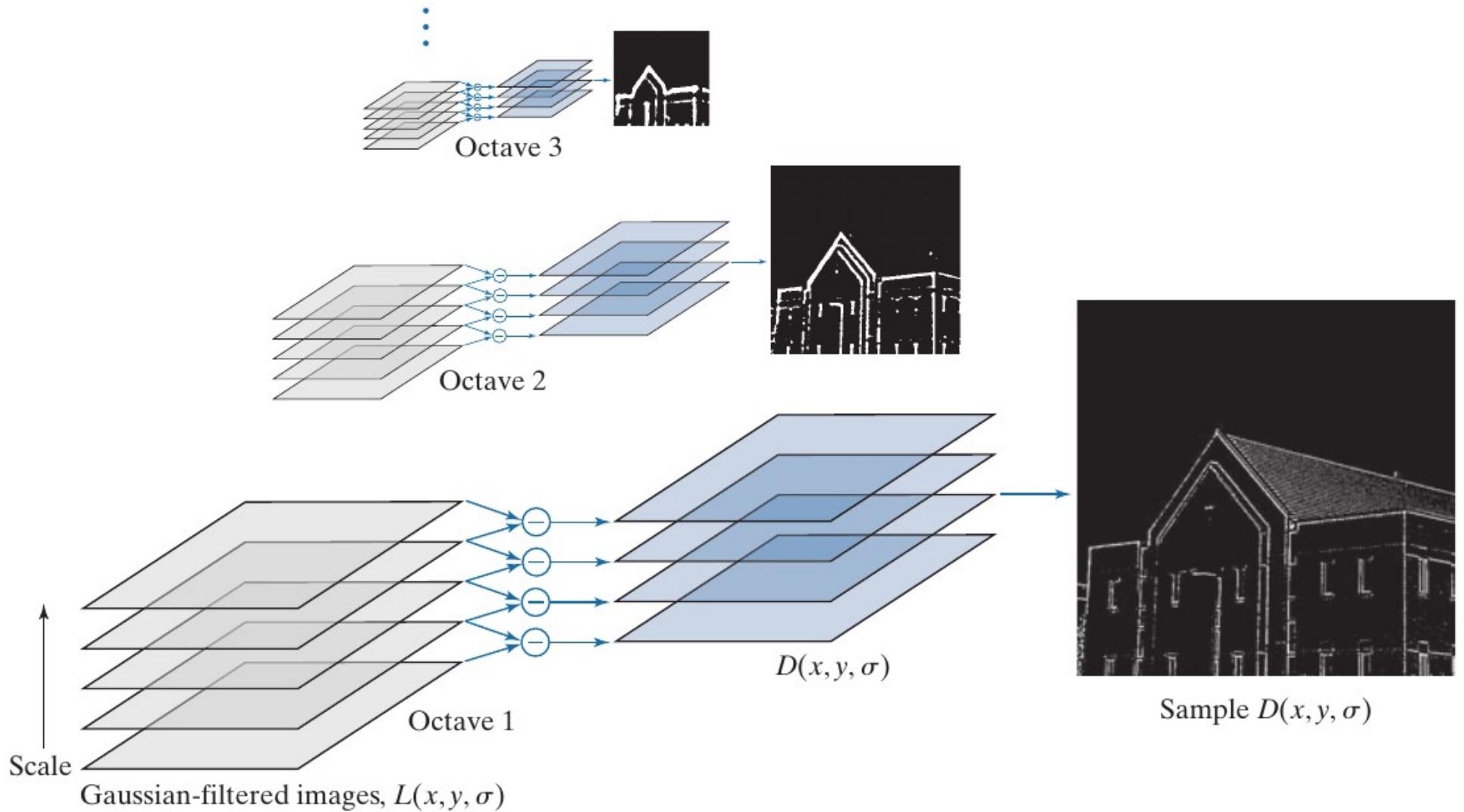
Octave	Scale				
	1	2	3	4	5
1	0.707	1.000	1.414	2.000	2.828
2	1.414	2.000	2.828	4.000	5.657
3	2.828	4.000	5.657	8.000	11.314

$$\sigma_1 = \sqrt{2}/2 = 0.707 \quad k = \sqrt{2} = 1.414$$

$$\begin{aligned}\sigma_3 &= 2\sigma_2 = 4\sigma_1 \\ \text{Octave 3} &\end{aligned}$$

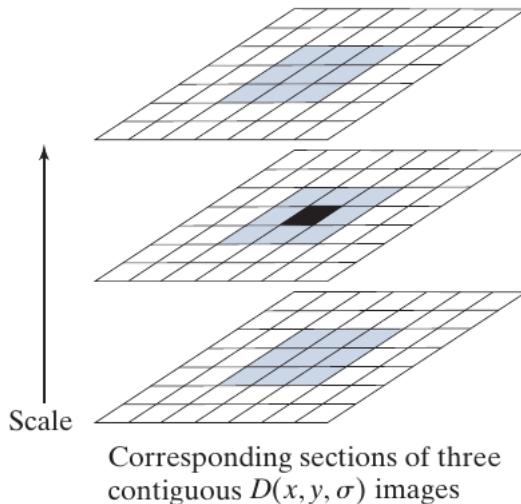
$$\begin{aligned}\sigma_2 &= 2\sigma_1 \\ \text{Octave 2} &\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sigma_1 & \\ \text{Octave 1} &\end{aligned}$$



Finding the Initial Keypoints

- $D(x,y,\sigma)$ ' üzerindeki her piksel 8 adet komşu pikselleriyle, bir önceki ve bir sonraki 18 adet piksel ile kıyaslanır.
- Eğer karşılaştırılan tüm noktalardan büyük yada küçükse bu piksel ekstremum olarak seçilir.
- Her oktanın ilk ve son ölçekleri için bu işlem uygulanamaz.



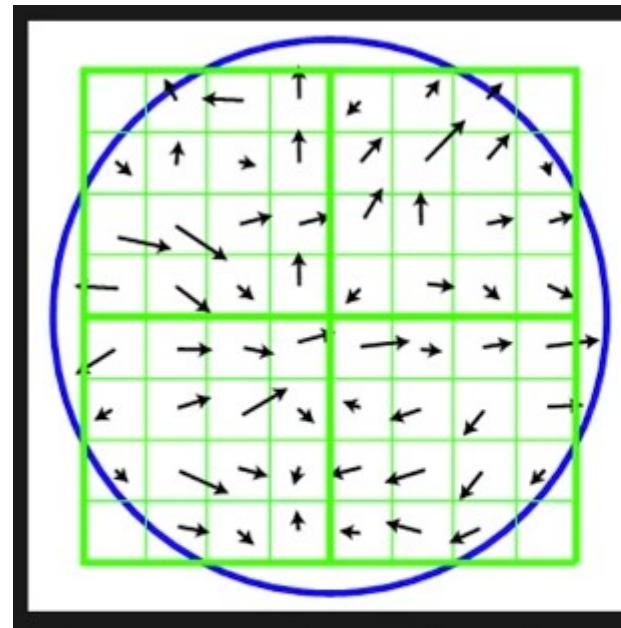
Anahtar noktalarının iyileştirilmesi

- Improve the accuracy of the location of the keypoints. Interpolate the values of D (x , y , s) via a Taylor expansion. (?)
- Köşeler çıkartılır. (explain)
- Düşük kontrastlı ve kötü lokalize olmuş noktalar çıkartılır(?).



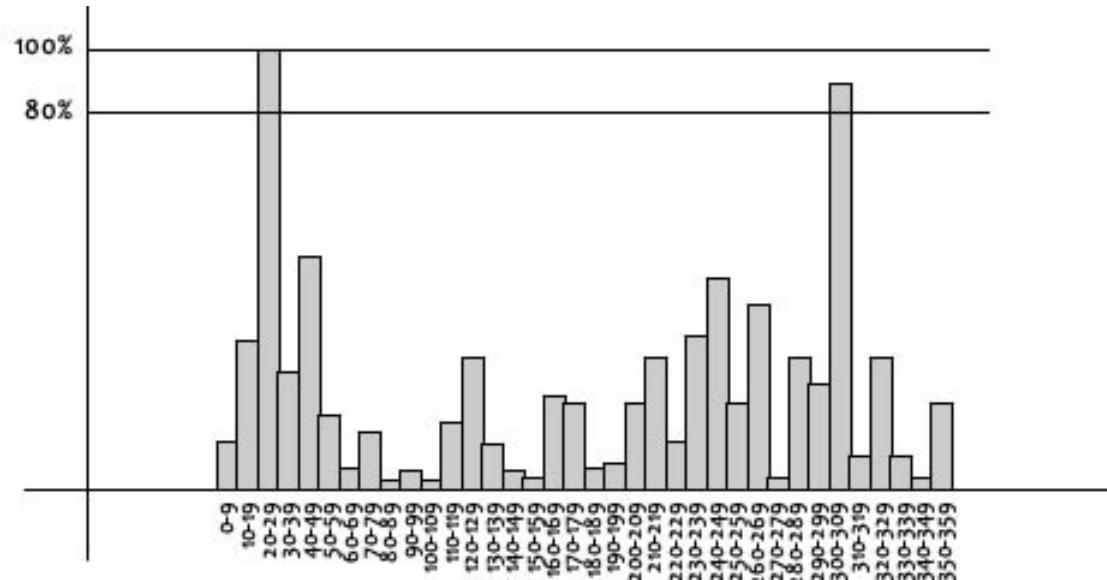
Anahtar Noktaların Oryantasyonu

- Ölçek-uzaydaki tüm görüntütüler için gradyen büyüklüğü ve açısı hesaplanır.



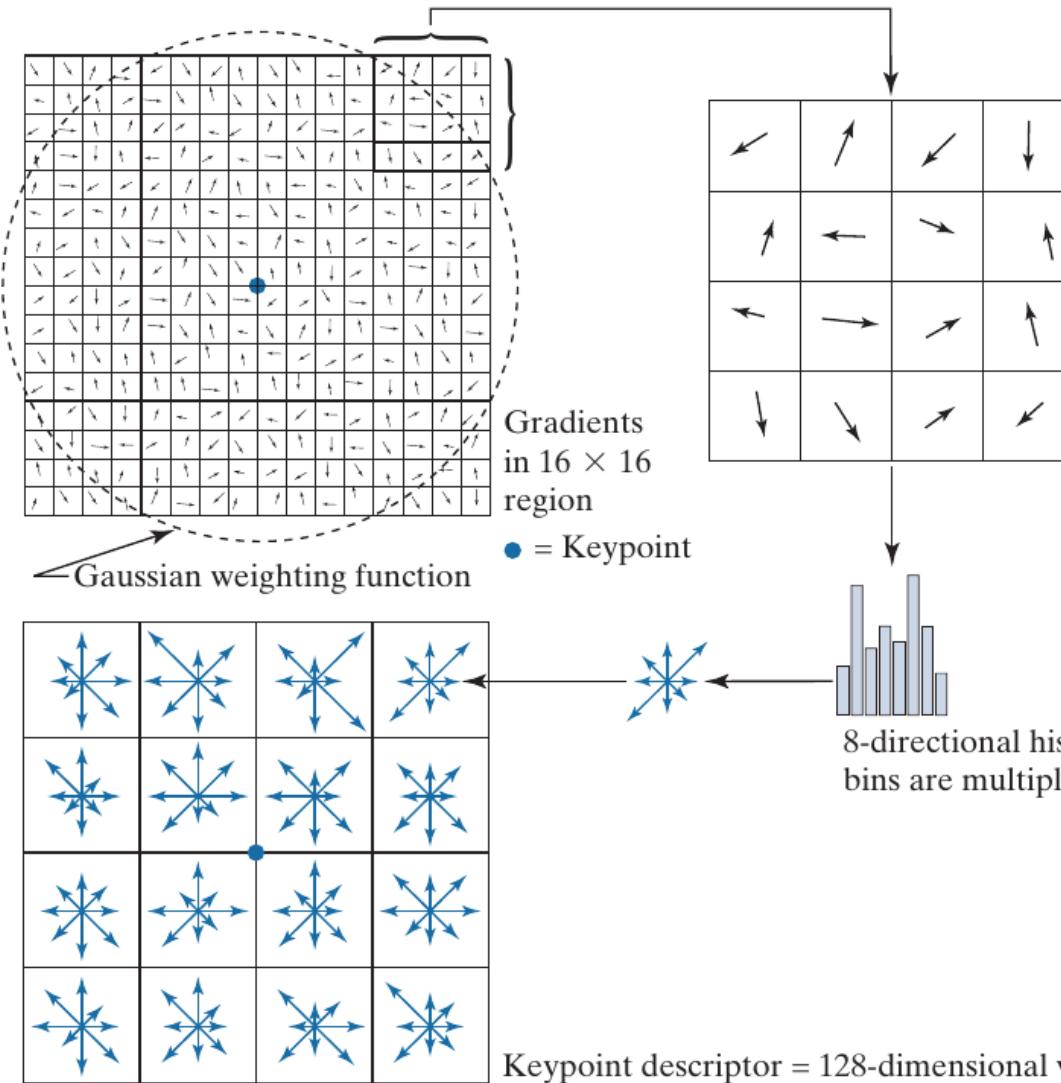
Anahtar Noktaların Oryantasyonu

- Anahtar noktaların (bulundukları ölçekteki) komşu piksellerinin gradyen büyüklükleri, anahtar nokta merkezli bir gauss ile ağırlıklanarak 10 derece aralıklı bir histogram oluşturulur.
- Histogramdaki en büyük değer ana oryantasyondur. Ana oryantasyonun %80 büyüklüğündeki oryantasyonlar aynı konumda yeni anahtar noktalar oluşturulur.



Anahtar Nokta Tanımlayıcısı

- Anahtar noktanın bulunduğu ölçünün etrafındaki 16×16 piksellik (daha önce hesaplandı) gradyen büyüklüğü ve yönü örneklenir. Yönden etkilenmemek için örneklenmiş pikseller ve gradyenler anahtar noktanın ana oryantasyonuna(yönüne) göre döndürülür.
- Örneklenmiş bu bölgenin gradyen büyüklüğü, anahtar nokta merkezli bir gauss ile ağırlıklanır.
- Örneklenmiş ve ağırlıklılmış bu bölge 4×4 parçalara bölünür ve her bir parça 45 derece aralıklı bir histograma yerleştirilir.
- Oluşturulan bu histogramlar birleştirilerek 128 boyutlu anahtar nokta tanımlayıcısı elde edilir.
- Bu vektör son olarak normalized edilir. (?)



Anahtar Nokta Tanımlayıcısının Elde Edilmesi

SIFT ile Çıkarılmış Özniteliklerle Yüz Doğrulama

- Minimum pair distance
 - İki tanımlayıcı setinin tüm elemanlarının birbiriyle olan minimum uzaklığını ölçülür. Ardından bu uzaklıkların minimum olanı eşleşme skoru olarak kabul edilir.

$$K(I_{test}) = \{k_1^{I_{test}}, k_2^{I_{test}} \dots k_M^{I_{test}}\}$$

$$K(I_{temp}) = \{k_1^{I_{temp}}, k_2^{I_{temp}} \dots k_N^{I_{temp}}\}$$

$$D^{MPD}(I_{test}, I_{temp}) = \min_{i,j} (d(F(k_i^{I_{test}}), F(k_j^{I_{temp}})))$$

- Hiçbir lokasyon, yön ve ölçek bilgisi kullanılmadan yapılmış en basit eşleştirme metodu. İncelenen çalışmada alt sınır (baseline) oluşturmak için kullanılmış.

SIFT ile Çıkarılmış Özniteliklerle Yüz Doğrulama

- Matching eyes and mouth

- SIFT ile çıkarılmış özniteliklerin çoğu ağız ve göz bölgelerindedir.
 - Ağız ve göz bölgelerinden çıkarılmış öznitelikleri kendi içerisinde bir önceki yöntemde kullanılan aynı yolu kullanarak

$$\begin{aligned} D^{EM}(I_{test}, I_{temp}) &= \frac{1}{2}D^{MPD}(I_{test}^{eyes}, I_{temp}^{eyes}) + \\ &+ \frac{1}{2}D^{MPD}(I_{test}^{mouth}, I_{temp}^{mouth}) \end{aligned}$$

SIFT ile Çıkarılmış Özniteliklerle Yüz Doğrulama

- Matching on a regular grid
 - Yüzün farklı bölgelerindne çıkarılmış öznitelikleri başka bölgelerle eşleştirmeye çalışmak yerine yüzü TxT parçalara bölüp bu parçalara denk düşen konumlardan çıkışmış öznitelikleri kendi arasında ilk metoda benzer şekilde eşleştirir.

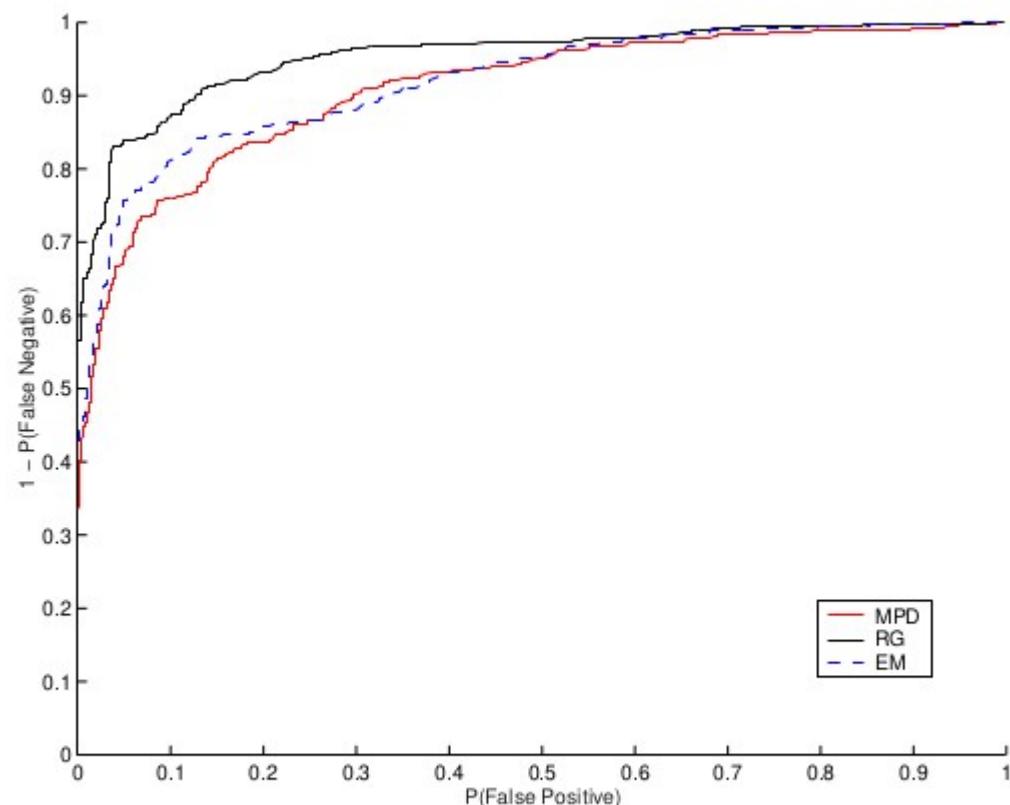
$$D^{RG}(I_{test}, I_{temp}) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (D^{MPD}(I_{test}^t, I_{temp}^t))$$

Bahsedilen Metotların Sonuçları

	MPD	EM	RG
Prior EER on G1	17.15%	15.38%	11.31%
Prior EER on G2	8.69%	6.38%	3.85%
Average	12.92%	10.88%	7.58%

Table 1. Prior EER on G1 and G2 for the three methods: 'MPD' stands for Minimum Pair Distance, 'EM' for Eyes and Mouth, 'RG' for Regular Grid.

EER = FAR + FRR



(G1)

Kaynakça

- Digital Image Processing, FOURTH editon, Rafael C. Gonzalez • Richard E. Woods
- A Survey of Face Recognition Techniques, Rabia Jafri and Hamid R. Arabnia
- Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints David G. Lowe
- On the use of SIFT features for face authentication, Manuele Bicego, Andrea Lagorio, Enrico Grosso, Massimo Tistarelli
- Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching, Laurenz Wiskott¹, Jean-Marc Fellous, Norbert Kruger, Christoph von der Malsburg
- Adaptation of SIFT Features for Robust Face Recognition, Janez Križaj, Vitomir Štruc, and Nikola Pavešić
- FACE RECOGNITION USING SIFT FEATURES, Cong Geng and Xudong Jiang
- First Principles of Computer Vision
- Detecting Faces (Viola Jones Algorithm) — Computerphile : <https://www.youtube.com/watch?v=uEJ71VIUmMQ>
- Face Recognition using SIFT Features, Mohamed Aly

Dinlediğiniz için Teşekkürler