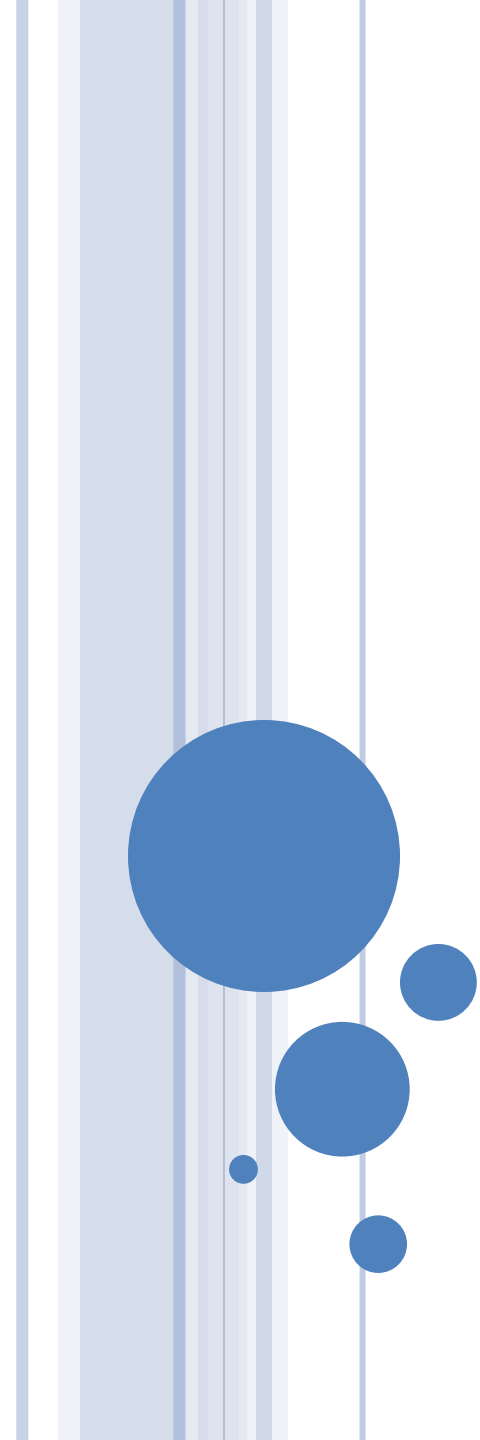




RECONHECIMENTO DE ÍRIS EM AMBIENTES NÃO COOPERATIVOS UTILIZANDO WAVELETS E GABOR 2D

Fernanda Maria

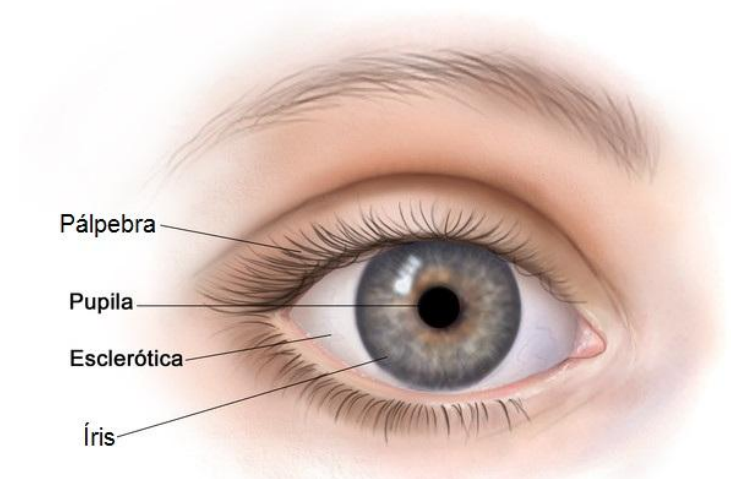
Sirlene Pio

SUMÁRIO

1. Introdução
2. Trabalhos relacionados
3. Metodologia
 1. Segmentação
 2. Normalização
 3. Extração de Características
 4. Codificação
 5. Classificação
 6. Bases de dados
4. Experimentos
5. Conclusões
6. Referencias

INTRODUÇÃO

- Biometria
 - Iris
- Identificação da íris:
 - A uma certa distância
 - Sob movimento



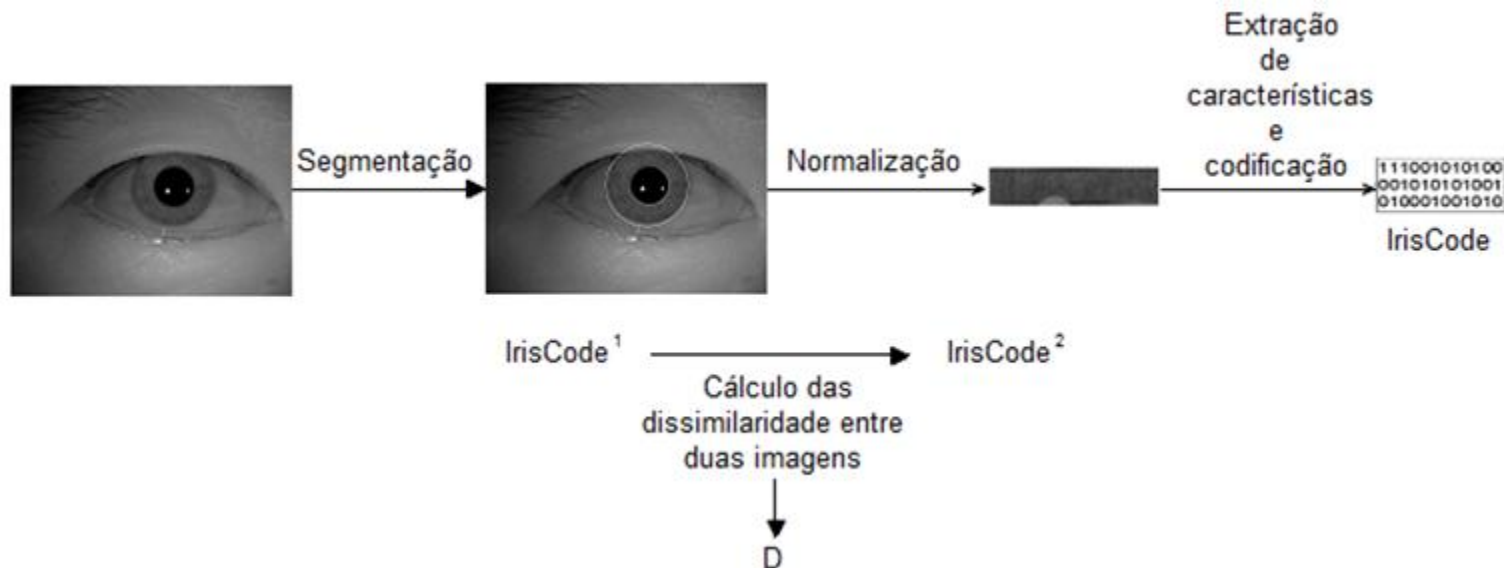
INTRODUÇÃO

- Extração de características da íris
 - Técnicas utilizadas para a análise mais eficiente e robusto das imagens
 - Melhor seleção Wavelet, Gabor 2D
- CASIA e UBIRIS



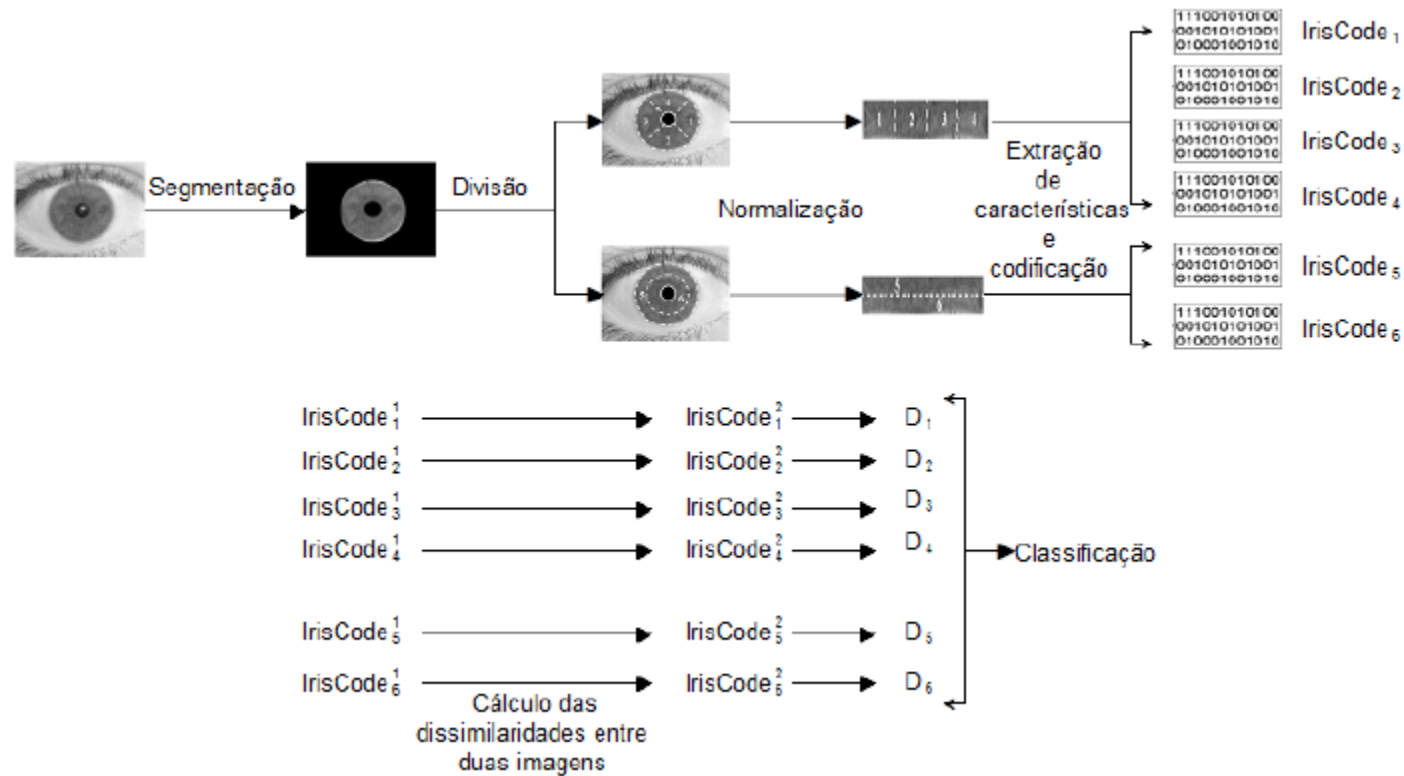
TRABALHOS RELACIONADOS

- Dagman



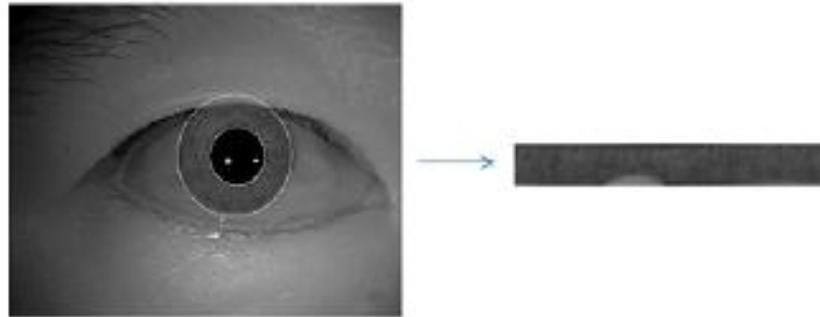
- 2007: divisão da íris segmentada em seis sub-regiões
- 2011: seleção de Wavelets.

METODOLOGIA



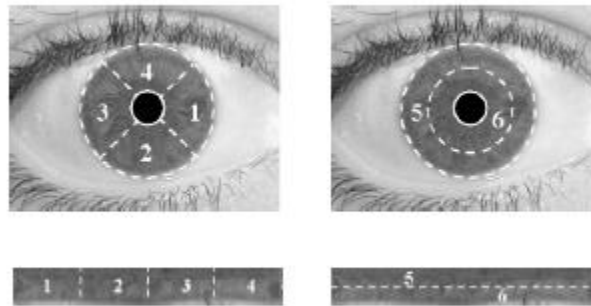
NORMALIZAÇÃO

- Modelo Folha de Borracha



EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

- Divisão da íris:



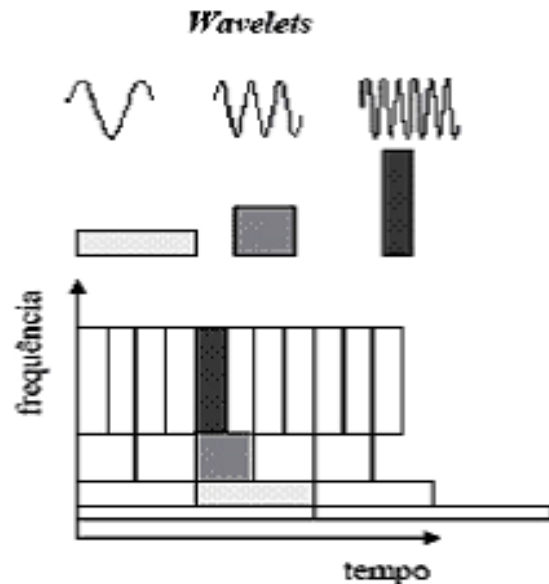
- Criação de seis assinaturas biométricas independentes.

REPRESENTAÇÃO GABOR 2D

- Convolução: $I_{\text{norm}} * \text{Filtro Gabor 2D}$
- Par de filtros de Gabor em quadratura:
 - Uma parte real, especificada por uma função cosseno modulada por uma Gaussiana;
 - Uma parte imaginária, especificada por uma função seno, também modulada por uma Gaussiana.

WAVELET

- Ondoletas usadas para decomposição de outras funções, através de vários filtros.
- Janelas
 - Área fixa
 - Largura e Comprimento Variável com o Tempo



REPRESENTAÇÃO MATEMÁTICA

○ Decomposição

$$S = \sum_k a_{j,k} \Phi_{j,k} + \sum_{j=1}^j \sum_k d_{j,k} \Psi_{j,k} = A_j + \sum_{j=1}^j D_j$$

○ Filtros

- Filtro de baixa frequência(low-pass)

$$\Phi_{j,k}(t) = \sum h_1(k) \Psi_{j-1,k}(t)$$

- Filtro de alta frequência(high-pass)

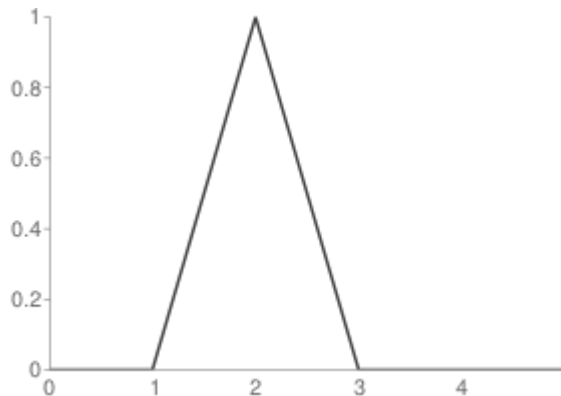
$$\Psi_{j,k}(t) = \sum h_0(k) \Psi_{j-1,k}(t)$$

EXEMPLO DE ABORDAGEM

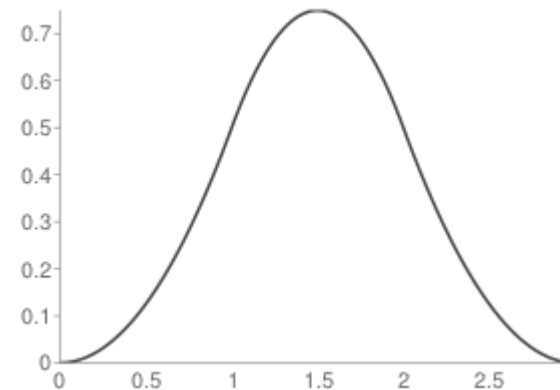
○ Wavalet Reverse Biorthogonal

- Propriedades:
 - simétricas,
 - não ortogonais,
 - bi ortogonal.

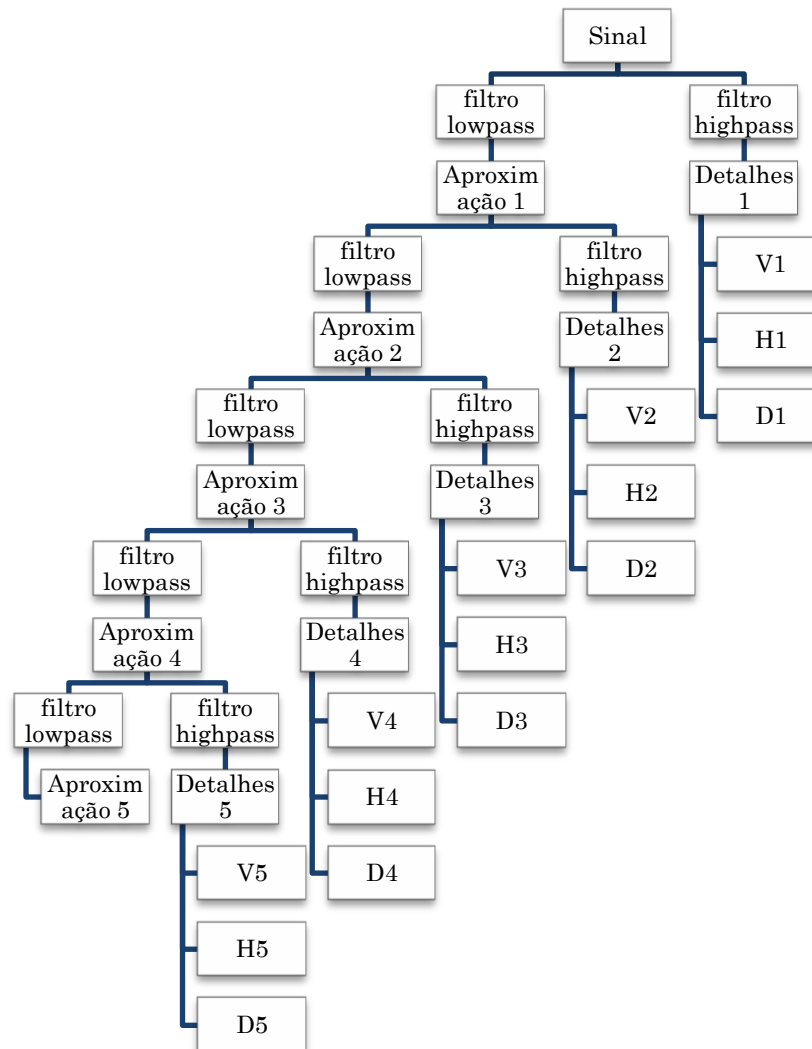
Wavalet rbio2.2



Wavelet rbio3.1

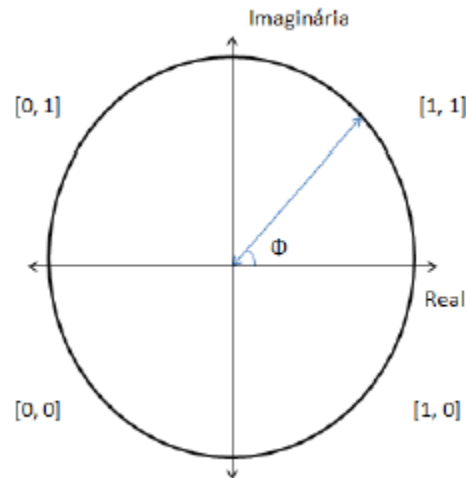


EXEMPLO DE ABORDAGEM



CODIFICAÇÃO

○ Gabor 2D



○ Wavelet

$$\begin{cases} IrisCode(x, y) = 0, se V_i^l < mediana(V_i^l) \\ IrisCode(x, y) = 1, se V_i^l \geq mediana(V_i^l) \end{cases}$$

CLASSIFICAÇÃO

- Calcula-se a dissimilaridade entre duas imagens em todas as seis sub-regiões $D_i = HD(I_1^i, I_2^i)$. Distância de Hamming:

$$HD(A, B) = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N a_i \otimes b_i$$

- Dado os conjuntos de dissimilaridade $D_i = [D_1, \dots, D_N]$ e de limiares $T_i = [T_1, \dots, T_N]$, o próximo passo é contar o número de $D_j \in D$ que são menores ou iguais a T_i :

$$C(D, T_i) = \sum_{j=1}^N II_{\{D_j \leq T_i\}}$$

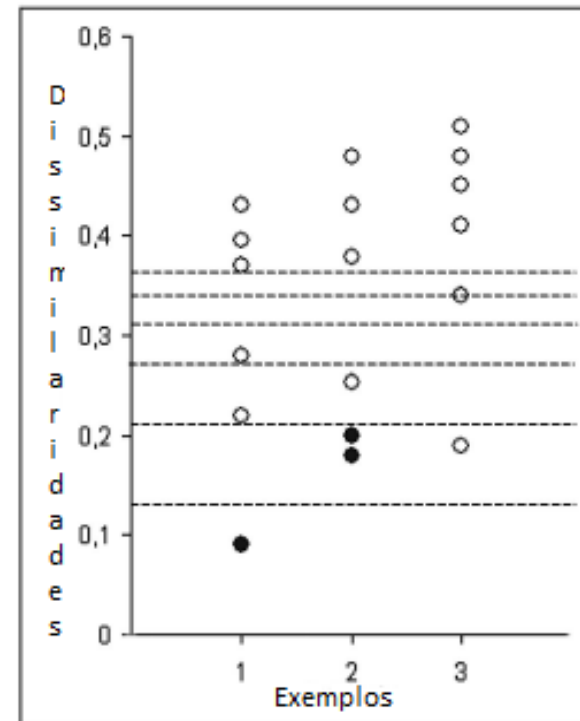
- As imagens I^1 e I^2 serão classificadas como correspondentes à mesma íris se:

$$\exists_i : C(D, T_i) \geq i, i = 1, \dots, N$$



CLASSIFICAÇÃO

- Imagem consultada e a imagem registrada pertencem a mesma pessoa:
 - No exemplo 1 tem uma dissimilaridade abaixo do menor limiar
 - No exemplo 2 tem duas dissimilaridades abaixo do segundo limiar
- Imagem consultada e a imagem registrada pertencem a mesma pessoa:
 - No exemplo 3 tem apenas uma dissimilaridade abaixo do menor limiar



BASE DE DADOS

- CASIA-IrisV4
 - 54.601 imagens de íris
 - 1.800 indivíduos naturais
 - 1.000 indivíduos virtuais.

- UBIRIS.v2
 - 11.102 imagens de íris
 - 261 indivíduos

- Experimentos
 - 800 imagens de 80 indivíduos

 - 400 imagens de 40 indivíduos para treino
 - 400 imagens de outros 40 indivíduos para o teste.

EXPERIMENTOS

◦ Wavalet

Table 1. CASIA - rbio3.1: variando os níveis de decomposição

wname	Componente	# colunas	# linhas	EER (%) incr. 0,1	EER (%) incr. 0,05
rbio3.1	v1	16	128	50.00	50,37
rbio3.1	v2	16	128	49.97	13.99
rbio3.1	v3	16	128	50.00	24.32
rbio3.1	v4	16	128	50.00	35.61
rbio3.1	v5	16	128	49.97	35.90

Table 2. CASIA - rbio2.2: variando os níveis de decomposição

wname	Componente	# colunas	# linhas	EER (%) incr. 0,1	EER (%) incr. 0,05
rbio2.2	v1	16	128	50.00	12.59
rbio2.2	v2	16	128	50.00	9.83
rbio2.2	v3	16	128	50.00	19,67
rbio2.2	v4	16	128	50.00	29,57
rbio2.2	v5	16	128	50.00	41.51

Table 3. CASIA - rbio2.2: variando dimensões imagem

wname	Componente	# colunas	# linhas	EER (%) incr. 0,1	EER (%) incr. 0,05
rbio2.2	v2	32	128	50.00	50.00
rbio2.2	v2	64	128	50.00	50.00
rbio2.2	v2	128	128	50.00	50.00
rbio2.2	v2	16	256	50.00	9.31
rbio2.2	v2	16	512	50.00	19.35

◦ Valores de incrementos menores:

- 0,025 -> 3,84%
- 0,01 -> 3,47%.

EXPERIMENTOS

○ Wavalet

Table 4. UBIRIS - rbio3.1: variando os níveis de decomposição

wname	Componente	# colunas	# linhas	EER (%) incr. 0,1	EER (%) incr. 0,05
rbio3.1	v1	16	128	50	32,68
rbio3.1	v2	16	128	50	22,3
rbio3.1	v3	16	128	50	28,09
rbio3.1	v4	16	128	50	36,05
rbio3.1	v5	16	128	49,96	41,23

Table 5. UBIRIS - rbio2.2: variando os níveis de decomposição

wname	Componente	# colunas	# linhas	EER (%) incr. 0,1	EER (%) incr. 0,05
rbio2.2	v1	16	128	50	45,43
rbio2.2	v2	16	128	50	30,24
rbio2.2	v3	16	128	49,99	26,79
rbio2.2	v4	16	128	50	31,66
rbio2.2	v5	16	128	49,98	35,08

Table 6. UBIRIS - rbio3.1: variando dimensões imagem

wname	Componente	# colunas	# linhas	EER (%) incr. 0,1	EER (%) incr. 0,05
rbio3.1	v2	8	128	28,06	23,26
rbio3.1	v2	32	128	50	50
rbio3.1	v2	64	128	50	50
rbio3.1	v2	128	128	50	50
rbio3.1	v2	16	256	50	26,57
rbio3.1	v2	16	512	50	33,97

○ Valores de incrementos menores:

- 0,025 -> 20,76%
- 0,01-> 20,63%.

EXPERIMENTOS

○ Gabor 2D:

Table 7. CASIA (Representação Gabor 2D)

EER (%)			
incr. 0,1	incr. 0,05	incr. 0,025	incr. 0,01
5,6	3,55	2,9	2,81

Table 8. UBIRIS (Representação Gabor 2D)

EER (%)			
incr. 0,1	incr. 0,05	incr. 0,025	incr. 0,01
26,89	24,43	21,88	19,58

○ Gabor 2D + Wavelet

Table 9. CASIA (Representação Gabor 2D + Wavelet)

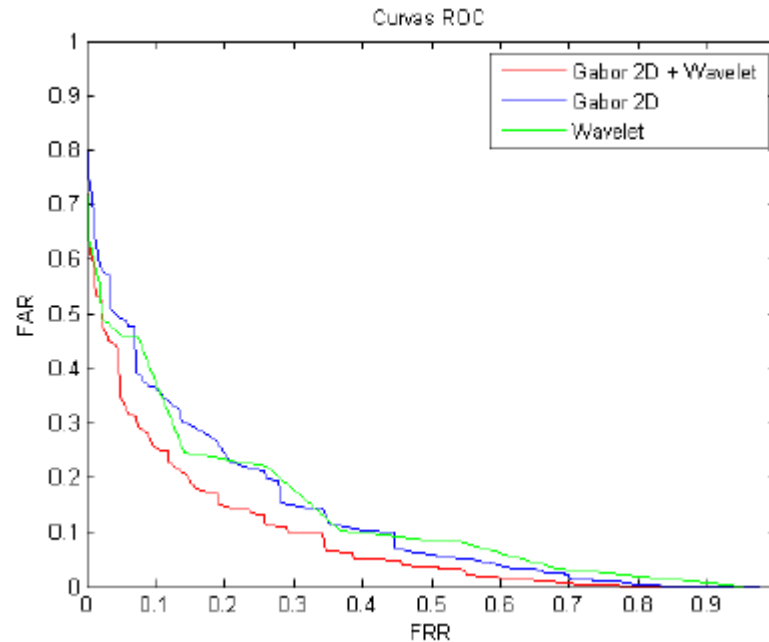
EER (%)			
incr. 0,1	incr. 0,05	incr. 0,025	incr. 0,01
3,57	1,85	1,65	

Table 10. UBIRIS (Representação Gabor 2D + Wavelet)

EER (%)			
incr. 0,1	incr. 0,05	incr. 0,025	incr. 0,01
28,84	19,52	16,93	15,24

ANÁLISE DOS RESULTADOS

- Menores EERs $\rightarrow$ Representação Gabor 2D + Wavelet
- ROC_s UBIRIS



CONCLUSÃO

- Reimplementamos e combinamos dois métodos de reconhecimento de íris em ambientes não cooperativos
- Em ambas bases de íris obteve-se as menores EERs quando soma-se o vetor de dissimilaridades (Gabor 2D + Wavelets).
- Pretendemos otimizar a etapa de treinamento, tornando possível experimentos para valores de incrementos menores.

REFERÊNCIAS

- Casia iris image database [online].
<http://biometrics.idealtest.org/findTotalDbByMode.do?mode=Iris>.
- C. R. Castelano. Estudo comparativo da Transformada Wavelet no Reconhecimento de Padrões da íris humana. PhD thesis, Universidade de São Paulo, 2006.
- J. Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1993.
- J. M. de Souza e Marcio Merino Fernandes. Sistema dinâmico para reconhecimento de Iris utilizando imagens de vídeo. SIBGRAPI, page 954, 2012. Dissertação de Mestrado.
- H. Proença and L. Alexandre. Ubiris: A noisy iris image database. Proc. 13th Int'l Conf. Image Analysis and Processing, pages 970–977, 2005.
- H. Proença and L. A. Alexandre. Toward noncooperative iris recognition: a classification approach using multiple signatures. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(4):607–612, 2007.
- R. Szewczyk, K. Grabowski, M. Napieralska, W. Sankowski, M. Zubert, and A. Napieralski. A reliable iris recognition algorithm based on reverse biorthogonal wavelet transform. Pattern Recognition Letters, 2011. 4326