

# Segmentação Espacial Não Uniforme Aplicada ao Reconhecimento de Gênero e Expressões Faciais

Vagner do Amaral <sup>\*</sup>, Gilson A. Giraldi <sup>†</sup> e Carlos E. Thomaz <sup>\*</sup>

<sup>\*</sup> Depto. de Engenharia Elétrica - Centro Universitário da FEI  
São Bernardo do Campo - São Paulo - Brasil  
E-mail: vamaral, cet@fei.edu.br

<sup>†</sup> Laboratório Nacional de Computação Científica (LNCC)  
Petrópolis - Rio de Janeiro - Brasil  
E-mail: gilson@lncc.br

**Resumo**—Classificação automática de gênero e expressões faciais se destacam como tópicos de interesse em pesquisas sobre reconhecimento de padrões fisionômicos. Este artigo propõe e implementa um nova técnica para segmentação não uniforme visando aprimorar a ponderação espacial empregada no método Local Binary Patterns, reduzir a dimensionalidade dos vetores de características e melhorar as taxas de classificação. Portanto, com base no mapeamento estatístico gerado a partir dos grupos de interesse, definiram-se, empiricamente, intervalos de significância para determinar as áreas de extração dos descritores de textura, afim de empregá-las no processo de classificação das amostras. Os resultados observados demonstram que a abordagem proposta melhorou as taxas de reconhecimento em experimentos sobre expressões faciais.

## I. INTRODUÇÃO

Pesquisas sobre reconhecimento automático de imagens de faces sempre receberam atenção da comunidade científica [1]–[5]. Neste contexto, a classificação de gênero e expressões faciais se destaca como tópico de interesse devido a sua complexidade e abrangência, fomentando a elaboração de diversos trabalhos relevantes através da investigação de técnicas computacionais para reconhecimento de padrões [6]–[11].

Nos últimos anos, o método Padrão Binário Local, do inglês *Local Binary Patterns* (LBP), tem sido empregado com êxito em estudos sobre classificação de imagens de faces [12]–[19]. Boa parte desses trabalhos tem se dedicado ao aperfeiçoamento de métodos utilizados na extração de características, atrelados à aplicação de classificadores robustos [12], [14], [16], [19]–[22], ignorando a contribuição inerente à utilização de informação contextual. No entanto, recentemente, Amaral, Thomaz e Giraldi [10] propuseram uma técnica de mapeamento espacial que evidencia as características faciais mais discriminantes entre dois grupos de amostras, empregando informação a priori determinada pela significância estatística das diferenças existentes nos dados. Em uma análise complementar subsequente [11], compararam-se grades com dimensões distintas, visando compreender a influência do nível de detalhamento das regiões de extração sobre as taxas de classificação, em experimentos de reconhecimento de gênero e expressões faciais. Os resultados obtidos nestes trabalhos expuseram os benefícios da inclusão de informação a priori para ponderação espacial do LBP e

demonstraram que algumas regiões faciais demandam mais detalhamento do que outras. Suscitado por tais avanços, este trabalho propõe um novo método de segmentação espacial do mapa obtido pelo Teste t de Student, alternativo ao uso de grades uniformes, que utiliza intervalos de significância estatística para determinar as regiões faciais de interesse de acordo com o contexto da aplicação. Deste modo, pretende-se aprimorar a ponderação espacial empregada no método LBP, reduzir a dimensionalidade do seu espaço de características e aumentar as taxas de reconhecimento para classificação de gênero e expressão facial.

A estrutura deste artigo é composta por 5 seções, organizadas como segue. Na próxima seção, apresentam-se as características das bases de dados utilizadas e os parâmetros de normalização das amostras. Os métodos LBP original, a abordagem estatística e o mapeamento não uniforme proposto, são detalhados na seção 3 e na seção 4 descrevem-se os experimentos e resultados. Na última seção, conclui-se o trabalho e discutem-se possibilidades de investigações futuras.

## II. MATERIAIS

Com o propósito de analisar o desempenho da segmentação não uniforme, para classificação de gênero e expressões faciais, identificaram-se bases de imagens frontais de faces, compostas por indivíduos de ambos os sexos e contendo variações de expressão facial neutra e sorrindo. Portanto, neste trabalho, utilizaram-se imagens oriundas das seguintes fontes públicas, que atendiam os critérios necessários para a realização dos experimentos: *FEI Face Database* [23], [24], *Greyscale FERET Database* [25] e *Vital Longevity Face Database* [26]. As amostras selecionadas foram previamente normalizadas de acordo com o método proposto por Amaral *et. al.* [27], que consiste basicamente em: rotacionar as imagens até o alinhamento das pupilas em relação ao eixo horizontal; redimensioná-las, ajustando a distância interpupilar à um valor pré-definido; recortá-las nas dimensões especificadas; convertê-las para escala de cinza, entre 0 e 255; e finalmente, equalizar os histogramas de intensidade dos pixels. Diferentemente do procedimento original [27], empregaram-se as medidas ilustradas na Figura 1, com o intuito de facilitar a comparação entre a técnica implementada neste trabalho e os métodos descritos na literatura afim [11].



Figura 1: Dimensões empregadas no processo de normalização, em unidades de pixel.

Este processo padroniza espacialmente as imagens e elimina artefatos desnecessários. A Figura 2 ilustra o resultado da normalização em amostras das três bases utilizadas.



Figura 2: Exemplos de amostras normalizadas para as bases FEI, FERET e Vital Longevity, respectivamente.

A utilização da base *FEI Face Database* proporcionou a criação de subconjuntos uniformes, ou seja, com a mesma quantidade de amostras, para classificação de gênero e expressões faciais. Contudo, os subconjuntos de gênero presentes na base *Greyscale FERET Database* e todos os subconjuntos gerados a partir da base *Vital Longevity Face Database* apresentaram tamanhos distintos, conforme descrito na Tabela I.

Base	Quantidade de Amostras				Total
	Gênero		Expressão		
	Masculino	Feminino	Neutra	Sorrindo	
FEI	200	200	200	200	400
FERET	214	186	200	200	400
Vital Longevity	317	480	580	217	797

Tabela I: Número de amostras presentes nos subconjuntos de imagens de faces, compostos por indivíduos de ambos os sexos, com expressão neutra ou sorrindo.

### III. MÉTODOS

Nesta seção descrevem-se os métodos LBP original [28], [29], LBP estatístico [10], [11] e a segmentação não uniforme, proposta neste trabalho.

#### A. Padrão Binário Local

Desenvolvido para atuar em análise de texturas [30], o LBP tem sido empregado, com sucesso, em tarefas de reconhecimento de imagens de face devido a sua baixa complexidade computacional e capacidade para representação de micro padrões, presentes nessas amostras [28], [29]. Na etapa inicial a intensidade  $v_c$  de cada pixel de uma imagem é substituída por um vetor binário  $b$ , determinado pela comparação entre a intensidade  $v_c$  e as intensidades dos pixels vizinhos:

$$b_{ij} = \begin{cases} 0, & v_{ij} < v_c \\ 1, & v_{ij} \geq v_c, \end{cases} \quad (1)$$

onde  $v_{ij}$  é valor de um pixel na posição  $(i, j)$  e  $1 \leq i, j \leq N$ , sendo  $N$  o tamanho da vizinhança. Os valores  $b_{ij}$  obtidos são concatenados e o número binário gerado é convertido na base decimal para substituir o valor central  $v_c$ . A Figura 3 ilustra o resultado deste processo.

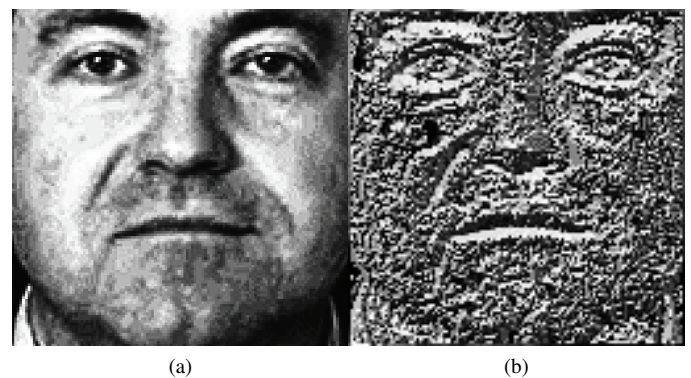


Figura 3: Etapa inicial do LBP: a) Imagem original; b) Imagem pré-processada.

A imagem gerada é dividida em regiões  $R_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, N$ , habitualmente organizadas em uma malha regular. Entretanto, é possível empregar outras formas com ou sem sobreposição. Os descritores de textura são extraídos de cada região  $R_j$  isoladamente, calculando-se o histograma de intensidade dos pixels. Os histogramas resultantes são agrupados em um único vetor de características e são definidos pesos  $w_j$  específicos para cada região  $R_j$ .

No processo de classificação utilizam-se, basicamente, métricas que permitam explorar a relevância de algumas características faciais sobre outras [3], com o objetivo de comparar histogramas de amostras distintas. Neste trabalho, por exemplo, utiliza-se a distância Qui-Quadrado [29]:

$$\chi_w^2(x, y) = \sum_{i,j} w_j \frac{(x_{i,j} - y_{i,j})^2}{x_{i,j} + y_{i,j}}, \quad (2)$$

onde  $x$  e  $y$  são os histogramas a serem comparados,  $i$  é um elemento do histograma correspondente a  $j$ -ésima região e  $w_j$  é o peso pré-definido para a região  $j$ .

### B. Mapeamento Estatístico

A possibilidade de enfatizar características fisionômicas específicas, proporcionada pelo método LBP, viabilizou a adaptação do processo de classificação de acordo com a aplicação. Portanto, desenvolveu-se uma abordagem estatística que acentua as regiões faciais mais relevantes ao contexto utilizando informação a priori, obtida através de mineração estatística da intensidade dos pixels presentes nas amostras de interesse [10].

Com o propósito de realizar um mapeamento espacial das regiões faciais mais relevantes ao contexto, inicialmente calculam-se as imagens médias dos grupos pré-definidos, conforme ilustrado na Figura 4.



Figura 4: Imagens médias das amostras utilizadas neste trabalho. De cima para baixo, as bases: FEI, FERET e Vital Longevity. Da esquerda para direita, os grupos de interesse: gênero (feminino e masculino) e expressão (neutra e sorrindo).

Em seguida, aplica-se o Teste t de Student [31] para cada pixel, entre os pares de médias definidos de acordo com os grupos de interesse analisados, conforme segue:

$$T = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{S_{X_1 X_2} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}, \quad (3)$$

onde  $X_1$  e  $X_2$  são os grupos de imagens de face, tratadas como matrizes de pixels,  $n_1$  é o número total de amostras do

grupo  $X_1$  e  $n_2$  é o número total de amostras do grupo  $X_2$ .  $S_{X_1 X_2}$  pode ser definido como:

$$S_{X_1 X_2} = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_{X_1}^2 + (n_2 - 1)S_{X_2}^2}{n_1 + n_2 - 2}}, \quad (4)$$

sendo  $S_{X_1}^2$  e  $S_{X_2}^2$  as variâncias dos grupos de interesse  $X_1$  e  $X_2$ , respectivamente. No procedimento original, que emprega segmentação uniforme, o mapa estatístico, obtido com os valores de  $T$  para cada pixel, é subdividido em uma grade regular, composta por regiões retangulares. Para cada região  $j$  da grade calcula-se a média dos valores absolutos de  $T$  e utiliza-se esta informação como fator de ponderação  $w_j$  na distância Qui-Quadrado (ver Equação 2).

### C. Segmentação Não-Uniforme

A abordagem proposta neste trabalho, diferentemente das grades uniformes descritas na literatura [10], [11], [28], [29], [32], permite agrupar regiões faciais por intervalos de significância estatística. Sendo assim, podem-se detalhar as regiões mais discriminantes e expandir as áreas de menor relevância, reduzindo consideravelmente a quantidade de histogramas empregados no processo de classificação.

Neste método, primeiramente determinam-se os intervalos de significância com base na distribuição dos valores calculados pelo Teste t de Student. Logo, se  $\{T_1, T_2, \dots, T_{m+1}\}$  definem os intervalos de significância  $[T_k, T_{k+1}]$ , então a ideia é gerar um mapa de ponderação espacial  $\bar{T}$ , da seguinte forma:

$$\bar{T}(i, j) = \begin{cases} l_k, & T_k < T(i, j) \leq T_{k+1}, \quad k = 1, 2, \dots, m, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (5)$$

onde  $i$  e  $j$  são coordenadas bidimensionais dos mapas e cada  $l_k$  é um rótulo que caracteriza as regiões do mapa  $T$  que satisfazem o critério correspondente. Desta forma, obtém-se uma segmentação do mapa  $T$  original em regiões  $R_k$ , cada uma com um rótulo  $l_k$ . O Algoritmo 1 ilustra o processo descrito na Equação 5.

---

**Algoritmo 1:** Segmentação não-uniforme do mapa  $T$  em regiões  $R_k$ , definidas por intervalos de significância.

---

**Entrada:** Mapa  $T$  original, intervalos de significância  $T_1, T_2, \dots, T_{m+1}$  e rótulos  $l_1, l_2, \dots, l_m$ .

**Saída:** Mapa  $\bar{T}$  subdividido em regiões  $R_k$ .

**início**

**repita**

**repita**

se  $T(i, j)$  pertence a  $]T_k, T_{k+1}]$  então  
 $\bar{T}(i, j)$  recebe o rótulo  $l_k$   
correspondente;

**fim**

**até para todo**  $1 \leq k \leq m$ ;

**até para todo**  $i, j$ ;

**fim**

---

Na etapa de classificação, para cada amostra, extraem-se os histogramas dos descritores de texturas inerentes às região  $R_k$ . O fator de ponderação  $w_j$ , empregado na Equação 2, é obtido calculando-se as médias dos valores absolutos de  $T$  contidos em cada segmento  $R_k$ , do mapa  $\bar{T}$ , de forma análoga às grades empregadas na abordagem uniforme [10], [11].

#### IV. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Nos experimentos para classificação de gênero e expressões faciais, compararam-se a segmentação proposta neste trabalho e a malha uniforme  $8 \times 8$ , devido ao seu bom desempenho com poucos descritores de textura [11]. Para cada base analisada, calcularam-se as imagens médias dos grupos de interesse e seus respectivos mapas de significância estatística. Em seguida, extraíram-se os descritores de textura, uniformes, utilizando-se a malha  $8 \times 8$ , composta por 64 histogramas, e não uniformes, compostos, no máximo, por 8 histogramas segmentados de acordo com os intervalos descritos nas Tabelas II e III.

Base	Intervalos para experimentos de gênero
FEI	[0,4]; [4,6]; [6,8]; [8,10]; [10,12]; [12,14]; [14,max]
FERET	[0,0.2]; [0.2,0.5]; [0.5,3]; [3,4.5]; [4.5,6.5]; [6.5,8]; [8,9.5]; [9.5,max]
Vital	[0,5]; [5,3]; [3,6]; [6,8]; [8,10]; [10,max]

Tabela II: Intervalos de significância estatística empregados na segmentação espacial não uniforme, utilizada nos experimentos de gênero.

Base	Intervalos para experimentos de expressão facial
FEI	[0,6]; [6,10]; [10,14]; [14,18]; [18,22]; [22,26]; [26,max]
FERET	[0,3]; [3,6]; [6,9]; [9,11]; [11,13]; [13,16]; [16,max]
Vital	[0,2]; [2,5]; [5,10]; [10,15]; [15,20]; [10,max]

Tabela III: Intervalos de significância estatística empregados na segmentação espacial não uniforme, utilizada nos experimentos de expressão facial.

Com base nesses intervalos, realizaram-se testes de validação cruzada entre todas as amostras, empregando-se a distância Chi-Quadrado (ver Equação 2), com e sem ponderação espacial. Utilizando o vizinho mais próximo como critério de classificação. Os resultados obtidos nos experimentos são descritos nas Tabelas IV e V, onde pode-se verificar, em destaque, as maiores taxas de classificação.

Base	Uniforme		Não Uniforme	
	Neutro	Ponderado	Neutro	Ponderado
FEI	95%	99%	91%	97%
FERET	85%	88%	72%	75%
Vital	90%	91%	75%	77%

Tabela IV: Taxas de reconhecimento obtidas nos experimentos de gênero.

Base	Uniforme		Não Uniforme	
	Neutro	Ponderado	Neutro	Ponderado
FEI	54%	83%	81%	88%
FERET	47%	72%	69%	78%
Vital	55%	77%	73%	82%

Tabela V: Taxas de reconhecimento obtidas nos experimentos de expressão facial.

Os intervalos de significância empregados no processo de segmentação não-uniforme foram determinados empiricamente, através de ensaios sucessivos, visando aumentar a taxa de classificação e reduzir a dimensionalidade dos vetores de características. A definição dos intervalos iniciais baseou-se na distribuição dos valores presentes nos histogramas dos mapas de significância estatística, ilustrados nas Figuras 5 e 6. O resultado da segmentação pode ser observado na Figura 7, juntamente com os mapas  $T$  e as grades uniformes utilizadas.

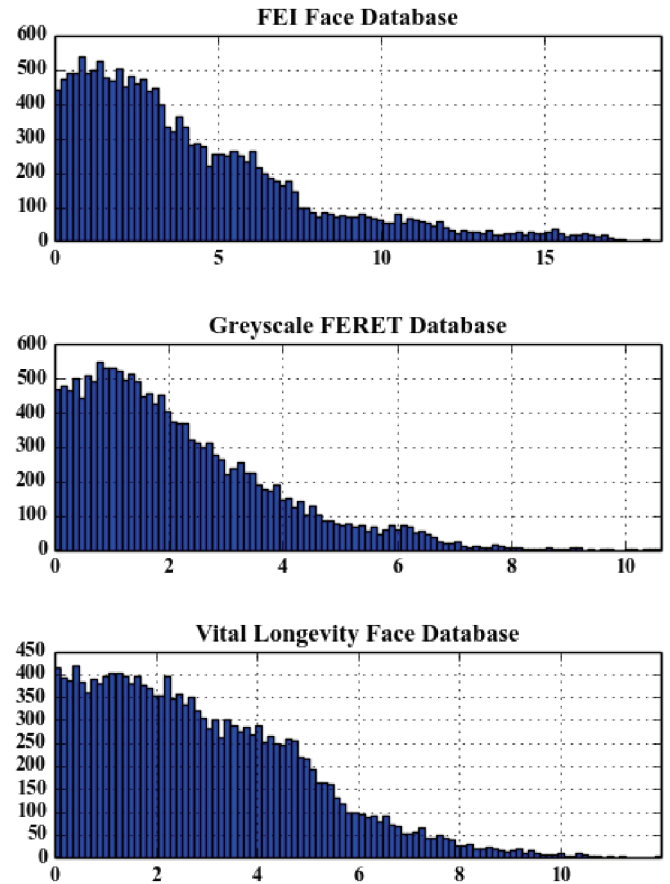


Figura 5: Histogramas dos mapas de significância estatística, ilustram a distribuição dos valores de  $T$  obtidos para classificação de gênero, nas três bases analisadas.

#### V. DISCUSSÃO

Neste artigo implementou-se uma nova técnica para segmentação espacial dos descritores de textura utilizados no LBP com o intuito de aprimorar a aplicação deste método em reconhecimento de gênero e expressões faciais. Com base na distribuição dos valores presentes nos mapas estatísticos, selecionaram-se regiões faciais por intervalos de significância e utilizou-se esta informação para determinar as áreas de ponderação espacial e extração de características fisionômicas. Através dessa abordagem reduziu-se de 64 para no máximo 8 o número de histogramas empregados no processo de classificação e, deste modo, obteve-se uma diminuição aproximada de até 90% na dimensionalidade dos dados, reduzindo consideravelmente o custo computacional.



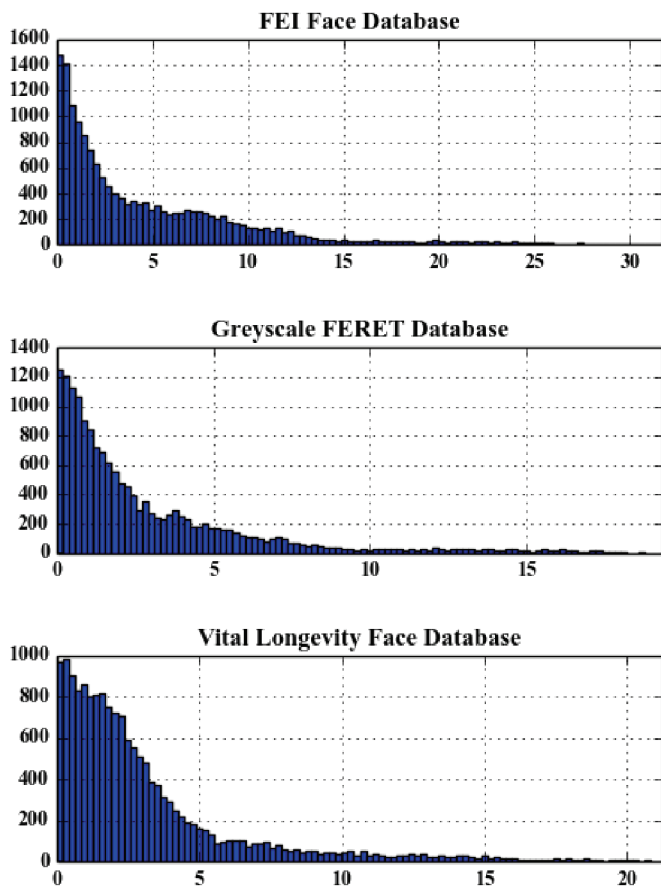


Figura 6: Histogramas dos mapas de significância estatística, ilustram a distribuição dos valores de  $T$  obtidos para classificação de expressões faciais, nas três bases analisadas.

Os resultados demonstraram que o mapeamento não uniforme melhorou a taxa de classificação nos experimentos de expressão facial, com e sem ponderação. No entanto, o mesmo desempenho não foi observado nos experimentos de gênero. Acredita-se que este comportamento se deve ao fato de que as regiões com maior significância estatística para distinção de gênero são esparsas, enquanto as variações identificadas em expressões faciais são concentradas em áreas específicas, favorecendo a aplicação do método proposto, pois o mesmo desconsidera a relação espacial entre os descritores de textura, representando regiões desconexas em um único histograma. Portanto, pretende-se, em trabalhos futuros, propor uma metodologia automática para segmentação espacial que preserve a informação referente a disposição das características faciais.

Por fim, constatou-se, também, que em todos os experimentos, a ponderação estatística obteve as melhores taxas de classificação, corroborando com os resultados apresentados em artigos anteriores e reforçando os benefícios da utilização de informação a priori adequada ao contexto da aplicação.

#### AGRADECIMENTOS

O autor principal desse trabalho gostaria de agradecer à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio fornecido através de bolsa PROSUP.

#### REFERÊNCIAS

- [1] T. Kanade, "Picture processing system by computer complex and recognition of human faces," Doutorado, Kyoto University, 1973.
- [2] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: a survey," *Proceedings of The IEEE*, vol. 83, no. 5, pp. 705–741, Maio 1995.
- [3] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face recognition: a literature survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 35, no. 4, pp. 399–458, 2003.
- [4] X. Tan, S. Chen, Z. Zhou, and F. Zhang, "Face recognition from a single image per person: a survey," *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 9, pp. 1725–1745, Setembro 2006.
- [5] W. Deng, J. Hu, J. Guo, W. Cai, and D. Feng, "Robust, accurate and efficient face recognition from a single training image: a uniform pursuit approach," *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 5, pp. 1748–1762, Maio 2010.
- [6] B. Fasel and J. Luetin, "Automatic facial expression analysis: A survey," *Pattern Recognition*, vol. 36, no. 1, pp. 259–275, 1999.
- [7] M. Pantic and L. J. M. Rothkrantz, "Automatic analysis of facial expressions: the state of the art," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 12, pp. 1424–1445, 12 2003.
- [8] C. E. Thomaz, D. F. Gillies, and R. Q. Feitosa, "Using mixture covariance matrices to improve face and facial expression recognitions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, pp. 2159–2165, Setembro 2003.
- [9] X. Xie and K. Lam, "Facial expression recognition based on shape and texture," *Pattern Recognition*, vol. 42, no. 5, pp. 1003–1011, Maio 2009.
- [10] V. Amaral, G. A. Giralardi, and C. E. Thomaz, "LBP estatístico aplicado ao reconhecimento de expressões faciais," in *Proceedings of the X Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional, ENIAC'13*, Fortaleza, Ceara, Brasil, Outubro 2013.
- [11] V. Amaral and C. E. Thomaz, "Um estudo sobre o detalhamento espacial de descritores locais aplicados ao reconhecimento de gênero e expressões faciais," in *Anais do 3º Simpósio de Pesquisa do Grande ABC, SPGABC'13*, São Bernardo do Campo, São Paulo, Brasil, Novembro 2013.
- [12] C. Shan, S. Gong, and P. W. McOwan, "Robust facial expression recognition using local binary patterns," in *ICIP 2005. IEEE International Conference on Image Processing, 2005.* IEEE, Sep 2005.
- [13] X. Fu and W. Wei, "Centralized binary patterns embedded with image euclidean distance for facial expression recognition," in *Proceedings of the 2008 Fourth International Conference on Natural Computation - Volume 04*, ser. ICNC '08, 2008, pp. 115–119.
- [14] C. Shan, S. Gong, and P. W. McOwan, "Facial expression recognition based on local binary patterns: A comprehensive study," *Image and Vision Computing*, vol. 27, no. 6, pp. 803–816, May 2009.
- [15] W. Liu, S. Juan Li, and Y. jiang Wang, "Automatic facial expression recognition based on local binary patterns of local areas," in *ICIE '09. WASE International Conference on Information Engineering, 2009.*, vol. 1, 2009, pp. 197–200.
- [16] M. Shoyaib, M. Abdullah-Al-Wadud, J. M. Youl, M. M. Alam, and O. Chae, "Facial expression recognition based on a weighted local binary pattern," in *13th International Conference on Computer and Information Technology*, 2010, pp. 321–324.
- [17] K. Burcin and N. V. Vasif, "Down syndrome recognition using local binary patterns and statistical evaluation of the system," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 7, pp. 8690–8695, Jul 2011.
- [18] M. Pietikäinen, G. Zhao, A. Hadid, and T. Ahonen, *Computer Vision Using Local Binary Patterns*, ser. Computational Imaging and Vision. Springer, 2011, no. 40.
- [19] C. Shan, "Learning local binary patterns for gender classification on real-world face images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 4, pp. 431–437, Mar 2012.
- [20] Y. Zilu and F. Xieyan, "Combining LBP and adaboost for facial expression recognition," in *ICSP 2008. 9th International Conference on Signal Processing, 2008.*, 2008, pp. 1461–1464.
- [21] L. Nanni, S. Brahmam, and A. Lumini, "Combining different local binary pattern variants to boost performance," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 5, pp. 6209–6216, 2011.

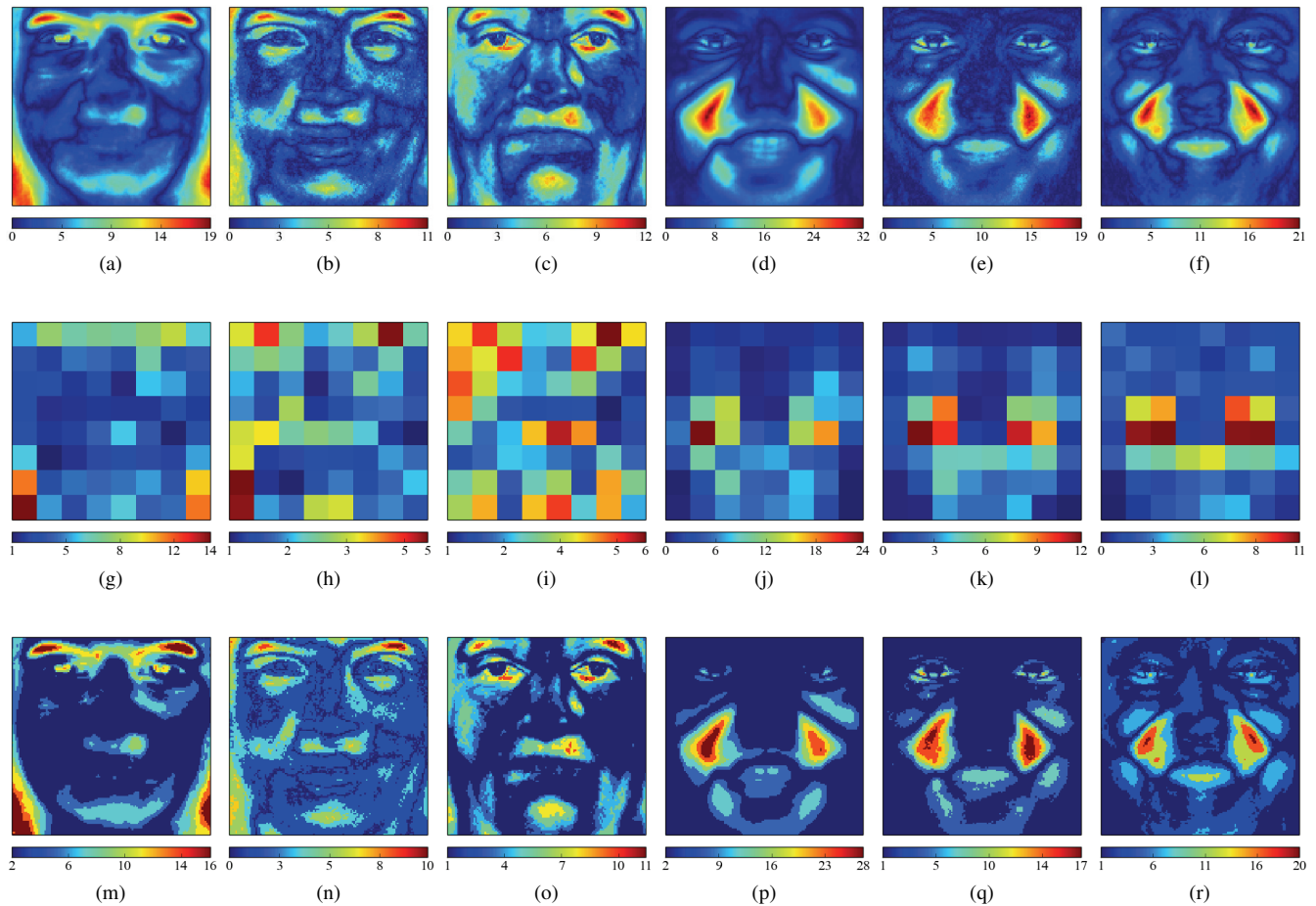


Figura 7: De cima para baixo: mapas de significância estatística, malhas uniformes  $8 \times 8$  e mapas de segmentação não-uniforme proposta neste trabalho. Da esquerda para a direita: as três imagens iniciais, correspondem à análise de gênero e as três imagens finais, correspondem à análise de expressões faciais, para as bases FEI Face Database (a, d, g, j, m, p), Greyscale FERET Database (b, e, h, k, n, q) e Longevity Face Database (c, f, i, l, o, r), respectivamente.

- [22] S. Moore and R. Bowden, "Local binary patterns for multi-view facial expression recognition," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 115, no. 4, pp. 541–558, 2011.
- [23] L. L. Oliveira Junior and C. E. Thomaz, "Captura e alinhamento de imagens: um banco de faces brasileiro," Centro Universitário Da FEI, Tech. Rep., Junho 2006.
- [24] C. E. Thomaz and G. A. Giraldo, "A new ranking method for principal components analysis and its application to face image analysis," *Image and Vision Computing*, vol. 28, pp. 902–913, Junho 2010.
- [25] P. J. Phillips, H. Moon, S. A. Rizvi, and P. Rauss, "The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms," in *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 10 2000, pp. 1090–1104.
- [26] M. Minear and D. C. Park, "A lifespan database of adult facial stimuli," *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*, vol. 36, no. 4, pp. 630–633, 2004.
- [27] V. Amaral, C. Figaro-Garcia, G. J. F. Gattás, and C. E. Thomaz, "Normalização espacial de imagens frontais de face em ambientes controlados e não-controlados," *Fasci-Tech*, vol. 1, no. 1, Outubro 2009.
- [28] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, "Face recognition with local binary patterns," *Computer Vision ECCV 2004*, vol. 3021, pp. 469–481, 2004.
- [29] —, "Face description with local binary patterns: application to face recognition," *IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, pp. 2037–2041, 2006.
- [30] T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Harwood, "A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 1, pp. 51–59, 1996.
- [31] M. R. Spiegel and L. J. Stephens, *Schaum's outline of statistics*, ser. Schaum's Outline Series. McGraw-hill, 2007.
- [32] V. Amaral, "Extração e comparação de características locais e globais para o reconhecimento automático de imagens de faces," Mestrado, Centro Universitário da FEI, 2011.