

ANÁLISE DE INFORMAÇÃO REDUNDANTE EM IMAGENS DE ÍRIS

LEANDRO CORREA E CARLOS EDUARDO THOMAZ

Relatório Técnico 2007/02

*Departamento de Engenharia Elétrica, Centro Universitário da FEI
Av. Humberto de Alencar Castelo Branco, 3972, Bairro Assunção, CEP 09850-901
São Bernardo do Campo, São Paulo, Brasil
E-mails: leandro.correa@fei.edu.br, cet@fei.edu.br*

Abstract— The automatic and intelligent process of recognizing people has received extensive attention due to trustworthiness supplied for the use of biometrics, that is, physiological structures or characteristics inherent to human that make an individual unique. This work aims to analyze statistically the amount of redundant information containing in iris images. In order to investigate this problem the database CASIA, available for academic use, has been analyzed using the common pre-processing procedures for this task and the techniques of Principal Components Analysis and histogram equalization. Our preliminary results demonstrate that iris have huge redundancy in their information represented by their images and the reduction of this redundancy can increase significantly the efficiency of iris recognition systems.

Keywords— Iris, Principal Components Analysis, and Redundant Information.

Resumo— O reconhecimento automático e inteligente de pessoas tem recebido extensa atenção devido à confiabilidade fornecida pelo uso da biometria, isto é, estruturas fisiológicas ou características comportamentais humanas que tornam as pessoas únicas. Este trabalho tem como objetivo analisar estatisticamente a quantidade de informação redundante existente em imagens de íris. Para isso, utilizou-se o banco de imagens CASIA, disponível academicamente, procedimentos de pré-processamento de imagens comumente utilizados para este problema, e as técnicas de Análise de Componentes Principais e equalização de histograma. Os resultados preliminares descritos nesse trabalho demonstram que há uma grande redundância na informação descrita por essas imagens e que a redução dessa redundância pode aumentar de forma significativa a eficiência de sistemas de reconhecimento de íris.

Palavras-chave— Íris, Análise de Componentes Principais, e Informação Redundante.

1 Introdução

O reconhecimento automático e inteligente de pessoas tem recebido extensa atenção devido à confiabilidade fornecida pelo uso da biometria, isto é, estruturas fisiológicas ou características comportamentais humanas que tornam as pessoas únicas. Dentre as diversas estruturas do corpo humano utilizadas em sistemas de identificação de pessoas através da biometria, como por exemplo, face, digitais, geometria das mãos, voz, retina, linhas das mãos, e etc, a íris é considerada a mais confiável devido à riqueza de características aleatórias presentes em suas estruturas. Essas características, comumente denominadas de textura da íris, possuem detalhes considerados únicos para cada pessoa (J. Daugman, 1993; 2001; 2003).

Este trabalho tem como objetivo analisar estatisticamente a quantidade de informação redundante existente em imagens de íris com escala de cores em tons de cinza. Para isso, utilizou-se o banco de imagens CASIA (CASIA Iris Image Database), disponível academicamente, procedimentos de pré-processamento de imagens comumente utilizados para este problema, e as técnicas de Análise de Componentes Principais (Johnson e Wichern, 1998) e equalização de histograma (L. Ma, 2003). Os resultados preliminares descritos nesse trabalho demonstram que há uma grande redundância na informação descrita por essas imagens e que a redução dessa

redundância pode aumentar a eficiência de sistemas de reconhecimento de íris.

2 Pré-processamento das Imagens

As amostras de imagens de íris investigadas neste trabalho foram retiradas do banco de imagens CASIA (CASIA Iris Image Database), o qual contém 756 imagens de íris de 108 olhos, portanto 108 classes, cuja resolução é de 320x280 pixels. As aquisições das imagens foram realizadas em duas sessões: na primeira foram adquiridas três amostras e na segunda foram quatro aquisições por íris. Para evidenciar a textura da íris, as imagens foram adquiridas através de sensores de luz sensíveis às frequências próximas de infravermelho (Near Infra-Red – NIR), portanto as imagens estão com escala de cores de tons cinza. A figura 1 abaixo ilustra algumas ima-

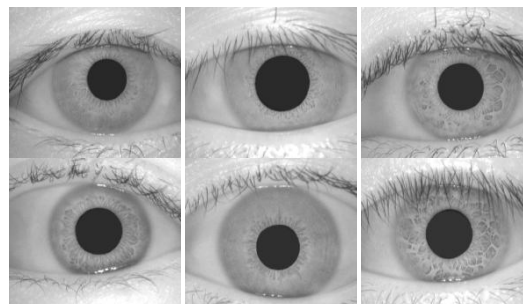


Figura 1 - Amostras de imagens de íris – CASIA (CASIA Iris Image Database).

gens de íris utilizadas neste trabalho.

O pré-processamento das imagens consiste, basicamente, em transformar as amostras em imagens normalizadas, ou seja, em imagens que contenham apenas a íris dentro as demais estruturas capturadas, para posterior otimização através da equalização de histogramas. As sub-seções seguintes descrevem em detalhes as etapas desse pré-processamento cujos algoritmos desenvolvidos para este estudo estão baseados no procedimento descrito em (L. Ma, 2003) e utilizam a ferramenta Matlab (The MathWorks, Matlab).

2.1 Detecção da Pupila

Neste primeiro passo, determina-se o ponto com valor máximo através do histograma da imagem dentre os 100 primeiros pontos. Este valor corresponde ao limiar para a conversão em uma imagem binária contendo a pupila e, em alguns casos, os cílios e/ou as pálpebras que acabam por ser incorporados.

Em outras palavras, seleciona-se um dos pontos mais escuros da imagem como sendo o limiar e, então, se mantém apenas os pontos mais escuros os quais pertencem às estruturas escuras da imagem original, como a pupila, por exemplo, após a conversão para uma imagem binária. Nos casos em que outras estruturas que não a pupila sejam visíveis na imagem binária, uma operação de fechamento (erosão e dilatação) (R. Gonzalez and R. Woods, 1992) é suficiente para descartá-las. A figura 2 a seguir ilustra este primeiro passo para a detecção do posicio-

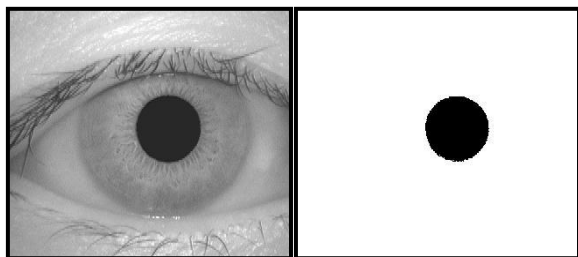


Figura 2 – Detecção da pupila: imagem original (esquerda) e imagem binária correspondente (direita).

namento da pupila em uma imagem original do banco de imagens de íris utilizado.

Após a obtenção da imagem binária da pupila, o ponto central da estrutura é encontrado através do cálculo das equações descritas a seguir:

$$\begin{aligned} \text{centro}_x &= \frac{\max(x) + \min(x)}{2} \quad \text{e} \\ \text{centro}_y &= \frac{\max(y) + \min(y)}{2}, \end{aligned} \quad (1)$$

onde $\max(x)$ é a posição do pixel aceso mais a direita, $\min(x)$ a posição do pixel aceso mais a esquerda no eixo x na Figura 2, $\max(y)$ e $\min(y)$ as posições dos pixels acesos mais acima e mais abaixo, respec-

tivamente, da pupila no eixo y da mesma imagem. Logo, centro_x e centro_y correspondem às coordenadas (x, y) do ponto central da pupila. Essas coordenadas são utilizadas como parâmetros na detecção da íris, pois se sabe que a relação entre o raio da pupila e o raio da íris possui uma escala entre 0.1 e 0.8 (J. Daugman, 2004).

2.2 Detecção da Borda Externa da Íris

Com a aplicação do operador de detecção de bordas

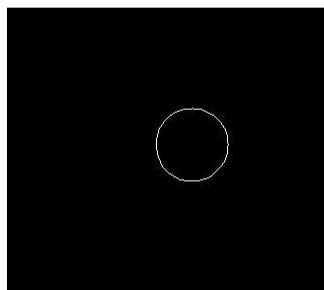


Figura 3- Detecção de bordas de Canny não otimizado. Neste caso, detectou-se apenas a pupila por ser a estrutura mais escura presente na imagem.

de Canny (J. F. Canny, 1986), comumente utilizado para problemas deste tipo, na imagem original, pode-se obter todos os pontos de bordas da imagem. Porém, conforme ilustrado na Figura 3, como a estrutura mais escura da imagem tende a ser a pupila, a utilização do operador Canny sem otimização dos seus parâmetros (J. F. Canny, 1986) pode resultar na detecção da pupila somente e não da borda externa da íris.

Assim, para a detecção da borda externa da íris, aplicou-se uma correção gama para que as bordas ficassem mais evidentes e, em seguida, uma supressão não-máxima. Posteriormente, aplicou-se o método de hysteresis thresholding (J. F. Canny, 1986), que utiliza dupla limiarização. Este método permite que os pontos de bordas cujos valores são menores que um limiar (inferior) pré-determinado sejam eliminados, porém aqueles que estão conectados a pontos de bordas maiores permaneçam, formando uma cadeia de pixels onde todos são maiores que o limiar inferior escolhido. A Figura 4 mostra essa correção de parâmetros disponível no algoritmo de detecção de bordas de Canny. Em outras palavras, os pixels acima de um limiar (inferior) são separados. Então,

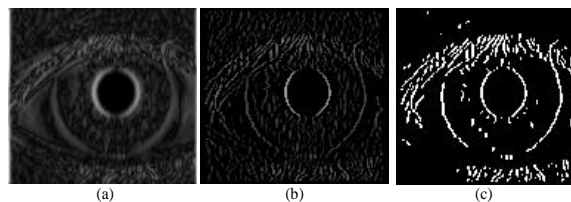


Figura 4- Detecção da borda externa da íris pelo algoritmo de Canny: (a) destaque das bordas através de correções do parâmetro gama; (b) ajuste dos aglomerados de pontos de borda através do parâmetro supressão não-máxima e utilizando 8 direções; e (c) binarização da imagem através do hysteresis thresholding empiricamente otimizado.

estes pontos são marcados como pontos de borda somente se todos os pixels circunvizinhos são maiores do que outro limiar (superior). Neste trabalho, os valores destes limiares foram encontrados empiricamente, e obtidos como 0.19 e 0.20 em acordo com o trabalho desenvolvido por L. Ma (L. Ma, 2003).

O último passo dessa etapa de pré-processamento consiste em calcular a transformada de Hough (D. Ballard and C. Brown, 1982) para

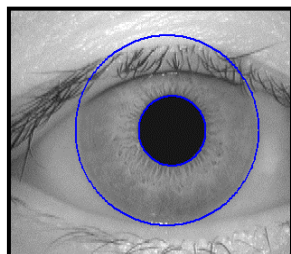


Figura 5- Detecção da borda externa da íris pela transformada de Hough (adaptado de L. Ma).

encontrar os círculos na imagem da borda, utilizando os parâmetros obtidos anteriormente e executando uma operação de votação para encontrar a circunferência da íris. A Figura 5 abaixo ilustra o resultado dessa transformada em uma imagem utilizada neste trabalho (L. Ma).

2.3 Normalização da Íris

A íris pode sofrer deformações provocadas pela contração ou dilatação da pupila, pois tem a função de controlar a intensidade de luz que penetra no olho. Por conseguinte, a luminosidade do local no momento da aquisição da imagem pode provocar, além de diferenças na composição da imagem, alterações nas dimensões da íris. Ou seja, luminosidade baixa provoca a dilatação da pupila e a contração da íris que, por sua vez, tem sua área reduzida consideravelmente.

A distância entre a pessoa e o dispositivo de aquisição das imagens é outro fator que também pode alterar as dimensões da íris. Essas alterações podem provocar erros em sistemas de identificação de pessoas que se baseiam em imagens de íris. Por exemplo, o sistema não reconhece adequadamente uma determinada pessoa, julgando as imagens dessa íris como sendo de outros indivíduos por consequência das diferentes dimensões.

Para compensar estas e outras deformações que podem ocorrer nas imagens de íris, alguns trabalhos como (J. Daugman, 1993; 2001; 2003) indicam um procedimento de normalização das imagens baseado na conversão de um sistema de coordenadas Cartesianas em um sistema de coordenadas pseudo-polar. Neste novo sistema, a imagem anelar da íris passa a ser representada por um retângulo, conforme ilustrado na Figura 6. Após esta etapa de normalização, todas as imagens retangulares geradas possuem dimensões idênticas de 56x270 e as distorções causa-

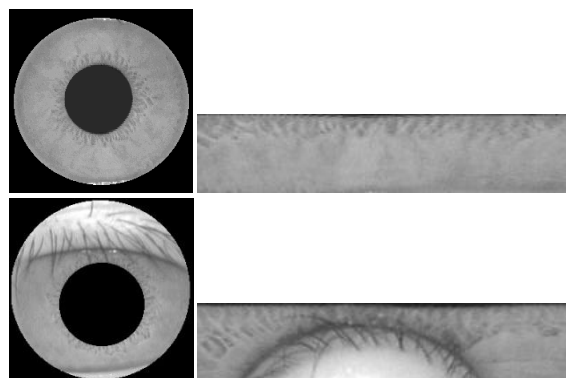


Figura 6 – Normalização da imagem da íris (J. Daugman, 1993; 2001; 2003). A imagem da íris é isolada e o formato circular é convertido no formato normalizado retangular de dimensões 56x270 pixels para compensar deformações causadas pela contração e dilatação da pupila.

das pela contração da pupila são reduzidas significativamente.

Assim, após a detecção da íris e obtenção do anel através do recorte da porção da imagem entre o círculo menor (pupila) e o círculo maior (borda externa da íris), transforma-se a estrutura original da imagem em um retângulo de dimensões pré-fixadas. Em outras palavras, a partir da imagem original $I(x, y)$, obtem-se a imagem normalizada $I(r, \Theta)$ através do cálculo das equações descritas a seguir:

$$I(x(r, \Theta), y(r, \Theta)) \rightarrow I(r, \Theta)$$

$$x(r, \Theta) = (1 - r)x_p(\Theta) + rx_s(\Theta) \quad (2)$$

$$y(r, \Theta) = (1 - r)y_p(\Theta) + ry_s(\Theta)$$

onde as coordenadas cartesianas do círculo menor são representadas por $x_p(\Theta), y_p(\Theta)$ e do círculo maior por $x_s(\Theta), y_s(\Theta)$ correspondentes ao ângulo Θ que pertence ao intervalo $[0, 2\pi]$ e r pertencente ao intervalo $[0, 1]$. A Figura 7 ilustra alguns exemplos desse procedimento de normalização.

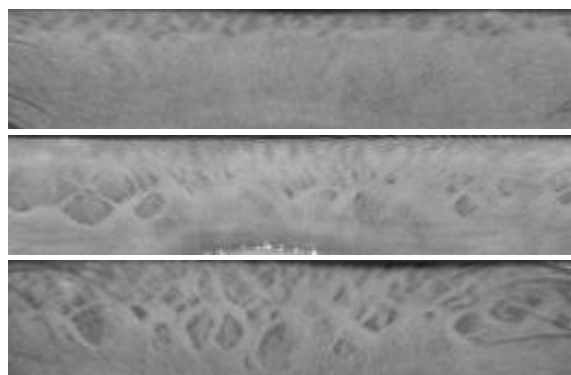


Figura 7- Alguns exemplos de normalização da íris.

3 Análise de Informação Redundante

Para a análise de informação redundante nas imagens pré-processadas de íris, utilizou-se a técnica estatística multivariada chamada de Análise de Componentes Principais (Johnson e Wichern, 1998) e um método de equalização de histograma baseado em (L. Ma,

2003) para otimização do contraste das imagens normalizadas. Ambos os métodos são descritos nas sub-seções seguintes.

3.1 Análise de Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais, ou simplesmente ACP, é um método estatístico de extração de características que explica a estrutura de covariância de um conjunto de variáveis a partir da combinação linear de um número pequeno dessas variáveis. ACP é uma técnica de estatística multivariada bem conhecida e tem sido usada com sucesso em diversos problemas de reconhecimento de padrões em imagens, especialmente para redução de dimensionalidade (Johnson e Wichern, 1998).

Seja o problema em questão como exemplo para descrever a principal idéia da ACP. Em qualquer problema de reconhecimento em imagens, e particularmente em problemas que envolvem medidas biométricas como, por exemplo, faces ou íris, uma imagem de n pixels pode ser entendida como um ponto no espaço n -dimensional denominado de espaço de imagens. As coordenadas deste ponto representam os valores de cada pixel na imagem e formam um vetor $x^T = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ obtido pela concatenação das linhas (ou colunas) da matriz de imagem correspondente. Sabe-se que imagens pré-processadas de padrões podem ser altamente redundantes pelo fato de que intensidades de pixels adjacentes são comumente correlacionadas. Como consequência, uma imagem de entrada com n pixels pode ser projetada em um espaço de dimensão menor sem perda significativa de informação.

Dado então uma matriz X de dados de dimensão $N \times n$, onde N representa o número de imagens e n o número de pixels em cada imagem. Esta representação considera que cada coluna da matriz X descreve os valores de cada pixel ao longo de todas as N imagens. Seja essa matriz X com matriz de covariância S e matrizes de autovetores e autovalores, respectivamente, P e Λ , isto é,

$$P^T S P = \Lambda. \quad (3)$$

É um resultado provado na literatura (Johnson e Wichern, 1998) que o conjunto de m ($m \leq n$) autovetores de S , que correspondem aos m autovalores máximos, minimiza o erro de reconstrução médio quadrático considerando todas as escolhas possíveis de bases ortonormais m -dimensionais. Tal conjunto de autovetores que define um novo sistema de coordenadas não-correlacionado para a matriz de dados X é conhecido como componentes principais. No contexto de reconhecimento de faces, por exemplo, essas P_{acp} componentes são denominadas auto-faces (Turk e Pentland, 1991).

Portanto, embora n variáveis (ou pixels) sejam necessárias para reproduzir a variabilidade total (ou informação) do conjunto de imagens X , grande

parte dessa variabilidade pode ser descrita por um número m menor de componentes principais. Assim, quanto menor for o número m de componentes principais capaz de representar, por exemplo, 70% ou 80% da variabilidade total das amostras, maior será a quantidade de informação redundante existente nas imagens de íris pré-processadas.

3.2 Equalização de Histograma

Para evidenciar a quantidade de informação redundante existente nas imagens de íris normalizadas e explicada pela ACP, utilizou-se um método de equalização de histograma (EH) baseado em (L. Ma, 2003). Este método tem como objetivo otimizar o contraste de cada imagem previamente normalizada. O método EH é comumente utilizado para melhorar a análise de estruturas ósseas em imagens de raios x e não é computacionalmente intenso.

De forma sucinta, a equalização adaptativa de histograma utilizada consiste em realçar o contraste da imagem operando em regiões pequenas de 8×8 pixels (o realce do contraste pode ser limitado para evitar amplificação de ruído). Basicamente, o resultado visual é um realce na textura da íris, como pode ser observado na Figura 8.

O método EH geralmente aumenta o contraste local das imagens, especialmente quando os dados da imagem são representados por valores próximos do

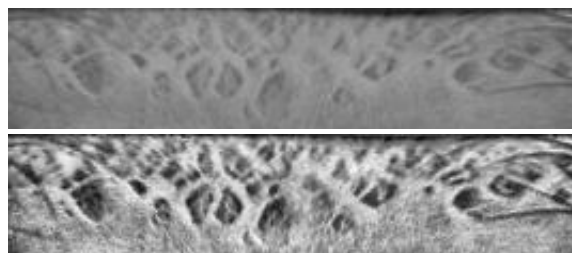


Figura 8- Imagens normalizadas de íris (esquerda) e depois equalizadas (direita).

contraste. Com este ajuste, as intensidades podem ser melhor distribuídas no histograma. Isto permite que as áreas de contraste local mais baixo ganhem um contraste mais elevado sem afetar o contraste global. A equalização de histograma é realizada eficazmente espalhando para os pixels ao redor os valores mais frequentes de intensidade. Esse método é particularmente útil para imagens com fundos e primeiros planos brilhantes ou ambos escuros, conforme observado no problema em questão.

4 Experimentos e Resultados

A sobreposição da íris por outras estruturas como cílios e pálpebras, por exemplo, geram ruídos, pois os dados referentes a estas estruturas são incorporados na análise. Em algumas imagens do CASIA há uma grande quantidade de ruído suficiente para fazer com que a análise de redundância dos dados através

das componentes principais seja quantificada erroneamente. Assim, após a etapa de normalização, foram escolhidas imagens de íris que continham pouco ou nenhum ruído, como a imagem superior da Figura 6 ilustrada anteriormente. Desta forma, nestes experimentos foram analisados dados que representassem exclusivamente a textura da íris. As amostras selecionadas totalizaram 217 imagens, sendo sete amostras de 31 olhos.

No primeiro experimento, a análise de redundância através do método ACP fora realizada utilizando-se as imagens normalizadas apenas, ou seja, sem as respectivas equalizações de histograma. A partir do cálculo das variâncias e ordenação dos autovetores com relação aos maiores autovalores, grupos de dez componentes principais foram somados. Conforme se pode observar na Figura 9, as dez primeiras componentes principais das imagens normalizadas representam aproximadamente 70% da variância total dos dados. Este resultado demonstra que há uma grande redundância na informação descrita por essas imagens.

Para tentar reduzir a redundância dos dados e, conseqüentemente, aproximar as imagens de uma mesma classe em termos de espalhamento, isto é,

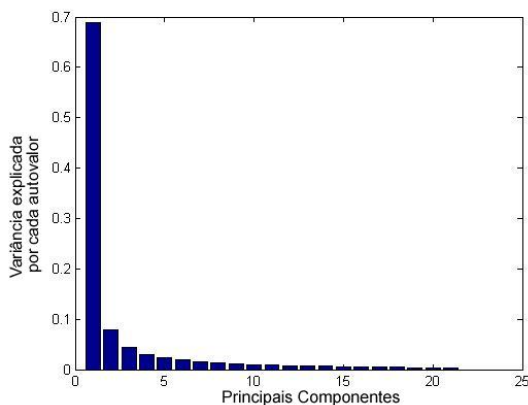


Figura 9- Variância das componentes principais (somadas em grupos de dez) utilizando as imagens normalizadas das íris.

tornar as imagens de uma mesma íris mais semelhantes espacialmente entre si, foi realizado a equalização de histograma descrita na seção anterior. Neste segundo experimento, utilizaram-se as imagens normalizadas e depois equalizadas. A Figura 10 ilustra o espectro de variância dessas imagens. Pode-se observar que houve uma redução significativa na redundância de informação capturada pelas 10 primeiras componentes principais. Esse conjunto de componentes representa agora aproximadamente 30% da variância total ao invés dos 70% observados na Figura 9 anterior. No entanto, é válido ressaltar que ainda há muita redundância nas imagens normalizadas e equalizadas da íris pois com aproximadamente 50 componentes principais pode-se representar praticamente 70% de toda a variância dessas amostras, conforme ilustrado na Figura 10.

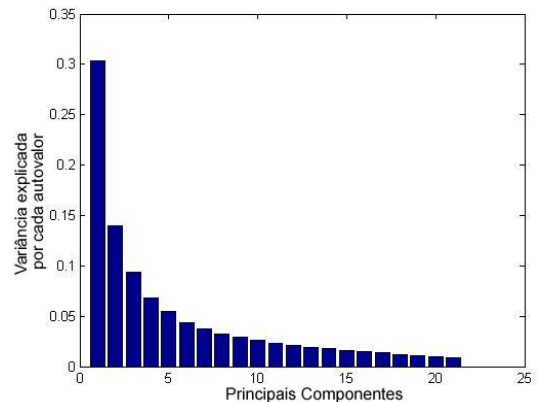


Figura 10- Variância das componentes principais (somadas em grupos de dez) utilizando as imagens normalizadas e depois equalizadas das íris.

As Figuras 11 e 12 ilustram as projeções das imagens normalizadas e equalizadas respectivamente nas três primeiras componentes principais correspondentes. Nota-se que a redundância dos dados influencia o espalhamento inter-classes e intra-classes das imagens de íris. Pode-se observar na Figura 11 que não há dados divergentes o suficiente pra determinar claramente as classes existentes, na maioria dos casos. E, conseqüentemente, o reconhecimento de íris é dificultado. Já na análise das imagens equalizadas das íris, ilustrada na Figura 12, embora haja uma aproximação entre as classes de uma forma geral, há também uma aproximação espacial entre as amostras pertencentes à mesma classe. Pode-se observar na Figura 12 que é possível visualizar imagens de uma mesma íris agrupadas entre si e que existem poucos casos de imagens de íris diferentes entre elas, isto é, íris de classes distintas compondo o espalhamento de íris de mesma classe. Em outras palavras, apesar das amostras estarem mais próximas espacialmente, uma redundância menor dos dados tende a provocar uma variância maior explicada por cada componente principal e, portanto, as diferenças inter-classes acabam sendo maiores do que aquelas existentes intra-classes.

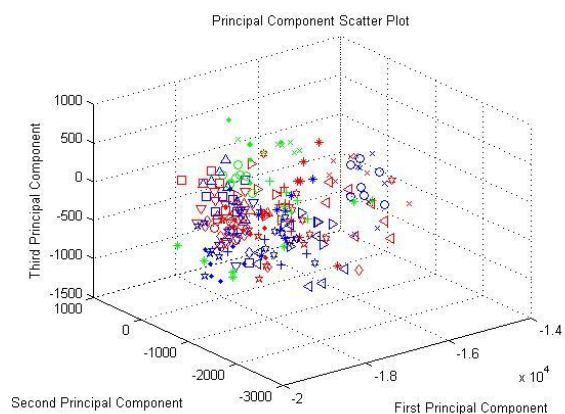


Figura 11- Espalhamento nas três componentes principais das imagens de íris normalizadas.

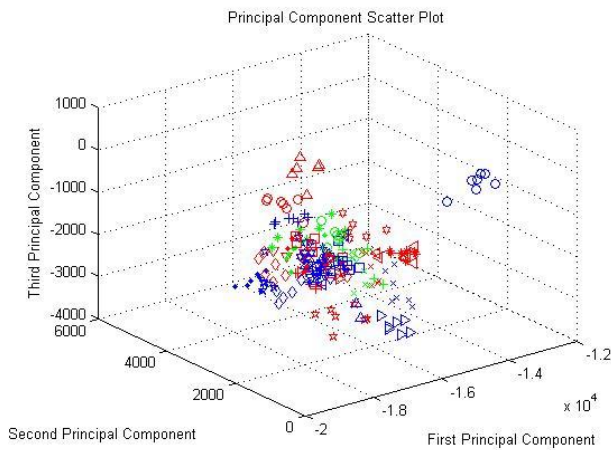


Figura 12- Espalhamento nas três componentes principais das imagens de íris equalizadas.

5 Conclusão e Trabalhos Futuros

Este trabalho analisou estatisticamente a redundância de informação existente em imagens de íris formata-das pelos procedimentos padrões de reconhecimento utilizados hoje em dia. De acordo com os resultados obtidos, pode-se afirmar que há muita redundância nessas imagens e que procedimentos como o método de equalização de histograma podem atenuar de forma significativa esse problema. Se considerarmos as comprovações estatísticas de Daugman (J. Daugman, 1993; 2001; 2003) de que há a unicidade nas texturas das íris humanas, o próximo passo seria determinar os dados que se tornam mais discriminantes nas imagens de íris humana. Pois, apesar desta redundância existir, os algoritmos de sistemas de reconhecimento de íris de melhor desempenho conseguem extrair características da textura da íris suficientes para trabalhar com ótima precisão.

Referências Bibliográficas

- CASIA Iris Image Database (version 1.0): National Laboratory of Pattern Recognition (NLPR), Institute of Automation (IA), Chinese Academy of Sciences (CAS), <http://www.sinobiometrics.com>.
- J. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, Nov. 1993.
- J. Daugman, "Statistical Richness of Visual Phase Information: Update on Recognizing Persons by Iris Patterns," Int'l J. Computer Vision, vol. 45, no. 1, pp. 25-38, 2001.
- J. Daugman, "Demodulation by Complex-Valued Wavelets for Stochastic Pattern Recognition," Int'l J. Wavelets, Multiresolution and Information Processing, vol. 1, no. 1, pp. 1-17, 2003.

- R. A. Johnson and D. W. Wichern, "Applied Multivariate Statistical Analysis", fourth edition, Prentice Hall, 1998.
- L. Ma, "Personal Identification Based On Iris Texture Analysis," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 12, Dec. 2003.
- L. Ma, "An Iris Recognition Program Based on CASIA Database", National Chi Nan University (NCNU), <http://studentweb.ncnu.edu.tw/92321049/>.
- The MathWorks, MatLab, <http://www.mathworks.com/products/matlab/>.
- M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, pp. 71-86, 1991.
- J. F. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, pp. 679-698, 1986.
- R. Gonzalez and R. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- D. Ballard and C. Brown, "Computer Vision", Prentice-Hall, 1982, Chap. 4.