

# RECONHECIMENTO DE FACES SOB DIFERENTES CONDIÇÕES DE ILUMINAÇÃO UTILIZANDO PCA E A TRANSFORMADA CENSUS

Ícaro Ribeiro,<sup>1</sup> Aparecido Nilceu Marana,<sup>1</sup> Giovani Chiachia<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - Departamento de Computação - Faculdade de Ciências - Bauri

<sup>2</sup>Universidade Estadual de Campinas - Instituto de Computação

giovanichiachia@gmail.com, {icaroribeiro,nilceu}@fc.unesp.br

**Resumo** – A face é uma das características biométricas de maior apelo para a identificação de indivíduos. Somado ao fato dela ser a forma de reconhecimento mais intuitiva entre os seres humanos, temos que ela pode permitir a identificação automática sem a necessidade de cooperação da pessoa sendo reconhecida. As condições do ambiente onde a aplicação de reconhecimento de faces é utilizada podem variar em um grande espectro. A iluminação do ambiente, por exemplo, é um fator com grande influência no desempenho dos sistemas de reconhecimento facial automático. Neste trabalho, avaliamos os efeitos da aplicação da Transformada Census (TC) no reconhecimento de faces sujeitas a diferentes condições de iluminação. Dado que a TC se baseia em comparações locais da intensidade dos pixels, a ideia é que ela seja estável a um certo grau de mudanças na iluminação do ambiente. Os resultados obtidos com os experimentos mostram que a utilização da TC diminui as taxas de erro no processo de verificação biométrica e melhora o desempenho da identificação biométrica. O número de pessoas corretamente identificadas quando aplicada a TC foi pelo menos 13.55% maior do que sem ela.

**Palavras-chave** – Reconhecimento facial, invariância à iluminação, transformada census.

**Abstract** – The face is one of the most important biometric traits to identify individuals. In addition to the fact that it is the more intuitive way of human recognition, we have that the face also allows the automatic identification without the cooperation of the person being recognized. The conditions of the environment where the face recognition systems may be employed can vary dramatically. The illumination of the environment, for example, is an issue of great importance in the performance of the systems. In this work, we evaluate the effect of the application of the Census Transform (TC) in the recognition of faces subjected to different illumination conditions. Provided that the TC is based on local comparisons of pixels intensities, the idea is that this transformation is stable to a certain level of changing in the illumination of the environment. The results obtained with the experiments show that the application of the TC decreases the error rates in the process of biometric verification while improves the performance of biometric identification. The number of people correctly identified when the TC is employed was at least 13.55% greater than without the use of TC.

**Keywords** – Face recognition, illumination invariance, census transform.

## 1. INTRODUÇÃO

A identificação dos indivíduos é crucial na interação entre os seres humanos. Ao longo dos anos, devido à complexidade e sofisticação dessas interações, ao crescimento no número de indivíduos e à crescente mobilidade destes entre as populações, surgiu a necessidade de se criar mecanismos para comprovar se uma pessoa realmente é quem alega ser. Estes mecanismos estão presentes atualmente em nossas vidas sob várias formas: documentos de identidade, cartões bancários, registros governamentais, entre outros.

O processo de associar uma identidade a um indivíduo é chamado identificação pessoal [1]. Entre muitas aplicações, este processo permite que seja concedido ou negado o acesso a um determinado recurso (informações, documentos, locais reservados, etc.) com base na identidade associada ao indivíduo que a solicita.

A identidade dos indivíduos também pode ser determinada por meio de mecanismos que exploram suas características físicas, fisiológicas ou comportamentais, denominadas características biométricas, capazes de diferenciar de maneira confiável uma pessoa da outra.

A face é uma das características biométricas de maior apelo para a identificação de indivíduos. Somado ao fato dela ser a forma de reconhecimento mais intuitiva entre os seres humanos, temos que ela possibilita a identificação de forma não intrusiva, isto é, sem a necessidade de cooperação da pessoa cuja face esteja sendo capturada e reconhecida. Isso faz do reconhecimento facial automático um problema de grande interesse para a comunidade científica e para a indústria [2, 3].

De acordo com [4], as condições do ambiente onde a aplicação de reconhecimento de faces é utilizada podem variar em um grande espectro, indo de ambientes totalmente controlados até ambientes sem nenhum controle. Para tal questão, o avanço nas pesquisas tem promovido, nas últimas décadas, o desenvolvimento de inúmeras técnicas. As principais dificuldades que ainda são objeto de investigação estão relacionadas à má qualidade das imagens obtidas por sensores de baixa resolução, às variações na iluminação, na pose e nas expressões faciais, às alterações na aparência e ao ocultamento parcial da face devido ao uso de acessórios ou barba. Dentre esses fatores, a sensibilidade às condições de iluminação está entre os mais críticos.

Uma abordagem que tem contribuído muito para o avanço dos sistemas de reconhecimento facial automático é a baseada em aparência. Esses métodos normalmente operam direto sobre os pixels da imagem a partir da qual um conjunto reduzido de características da face é extraído. Essa extração de características a partir dos pixels é feita de tal forma que, mesmo com um conjunto muito menor de informações sobre a face, as informações que a discrimina das demais são mantidas. A técnica mais popular dessa classe de métodos é a chamada *Análise das Componentes Principais* (do inglês, *Principal Component Analysis - PCA*), também conhecida como *Eigenfaces* [5].

O objetivo deste trabalho é analisar os efeitos da aplicação da Transformada Census (TC) no reconhecimento de faces sujeitas a diferentes condições de iluminação [6]. Para tanto, essa técnica é associada à PCA. Dado que a TC se baseia em comparações locais da intensidade dos pixels, ela é estável à aplicação de uma mudança linear e monotônica na imagem. Este é, até certa medida, o tipo de mudança que espera-se encontrar na aparência das faces a serem reconhecidas neste trabalho.

## 2. ANÁLISE DAS COMPONENTES PRINCIPAIS

O fato das faces serem similares entre si e de terem as mesmas características, tais como bochechas, testa, olhos, nariz e boca, faz com que os pixels nas imagens sejam altamente correlacionados entre si. No reconhecimento de padrões, é desejável que a covariância entre características diferentes seja baixa.

A Análise das Componentes Principais (PCA) é uma forma de identificar padrões em dados, e de expressar esses dados de tal maneira a realçar suas similaridades e diferenças. Além disso, a PCA tem a vantagem de, uma vez encontrados tais padrões, comprimir os dados, reduzindo-se o número de dimensões sem que haja muita perda de informação. De modo geral, a PCA é aplicada para encontrar os aspectos realmente importantes para discriminação de um conjunto de faces.

Inicialmente, cada imagem de face do conjunto de treinamento é expressa como um vetor de tamanho  $n = h \times w$  onde  $h$  e  $w$  representam as dimensões da imagem. Dada a representação vetorial de cada imagem, calcula-se o vetor médio dessas imagens e subtrai-se este vetor de todos os demais vetores do conjunto de treinamento. Após isso, calcula-se a matriz de covariância

$$\Sigma = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i x_i^T \quad (1)$$

dos vetores  $x_m$  resultantes, onde  $M$  representa o número de imagens de face [4, 7]. Na matriz de covariância, os elementos da diagonal principal representam a variância da mesma característica e os demais elementos representam a covariância entre duas diferentes características (se duas diferentes características são estatisticamente independentes, a covariância tende a zero).

Conforme mencionado anteriormente, é importante que os padrões sejam representados em um espaço com baixa covariância entre as diferentes características. Portanto, a partir da matriz de covariância, calcula-se os *autovetores*  $\Phi$  e *autovalores*  $\Lambda$  através da decomposição

$$\Lambda = \Phi^T \Sigma \Phi \quad (2)$$

onde  $\Phi = [\phi_1, \dots, \phi_m]^T$  é a matriz com os autovetores de  $\Sigma$  e  $\Lambda$  é uma matriz diagonal com valores  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_N$  correspondendo aos autovalores (variâncias) de  $\Sigma$  projetada em  $\Phi$ .

Cada autovetor tem um autovalor associado e o primeiro autovetor (com o maior autovalor) aponta para a direção de maior variação dos dados projetados nesse novo espaço de representação. O segundo maior autovetor, aponta para a direção da segunda maior variação dos dados, e assim por diante.

Para extrair as  $k$  componentes principais de uma face, é preciso projetar sua imagem em  $\Phi_k$  - as primeiras  $k$  colunas de  $\Phi$  que correspondem aos  $k$  maiores autovalores de  $\Sigma$ . A escolha de  $k$  pode ser feita de tal modo que a soma dos autovalores não utilizados seja menor que alguma porcentagem  $P$  da soma dos  $n$  autovalores.

Uma vez removidos os autovetores com os menores autovalores, temos um espaço reduzido de representação. A projeção linear  $\mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}^k$  das faces nesses autovetores fará com que as características mais variantes e menos covariantes sejam retidas. Portanto, é natural tomar essa representação da face para compará-la com as demais. Sendo assim, para comparar duas faces quaisquer nesse novo espaço, basta projetá-las nos autovetores mantidos e, das projeções resultantes, tomar a distância entre elas como medida de dissimilaridade. Essa distância pode ser a *Euclidiana*, por exemplo.

## 3. TRANSFORMADA CENSUS

A Transformada Census é uma transformação não-paramétrica local originalmente proposta em [6]. Ela é baseada no mapeamento dos pixels de uma janela através de comparações entre suas intensidades em uma vizinhança local, representando de forma binária quais deles possuem valores de brilho menores que o pixel central da janela e quais possuem valores maiores. Essas comparações feitas de forma ordenada podem representar padrões tais como linhas orientadas, segmentos de reta, junções,

terminações, etc [8]. Não existe uma regra definida para o tamanho da janela proposta, mas geralmente utiliza-se uma janela  $3 \times 3$ .

Seja  $\mathcal{N}(\mathbf{x})$  uma vizinhança espacial local de um dado pixel central  $\mathbf{x}$  tal que  $\mathbf{x} \notin \mathcal{N}(\mathbf{x})$ . A Transformada Census gera uma cadeia de bits representando quais pixels em  $\mathcal{N}(x)$  possuem intensidade de brilho menor que  $\mathbf{I}(\mathbf{x})$ . Considerando que as intensidades de brilho são sempre zero ou positivas, uma definição formal pode ser dada da seguinte maneira: Assumindo que a função de comparação  $\zeta(\mathbf{I}(\mathbf{x}), \mathbf{I}(\mathbf{x}'))$  retorna 1 se  $\mathbf{I}(\mathbf{x}) < \mathbf{I}(\mathbf{x}')$  e tomando  $\otimes$  como sendo o operador de concatenação, a Transformação Census em  $\mathbf{x}$  é definida como

$$\mathcal{C}(\mathbf{x}) = \otimes_{\mathbf{y} \in \mathcal{N}(\mathbf{x})} \zeta(\mathbf{I}(\mathbf{x}), \mathbf{I}(\mathbf{y})) \quad (3)$$

Dessa forma, os pixels dentro da janela centrada em  $\mathbf{x}$  são mapeados em uma sequência de bits, obtendo, em uma vizinhança  $3 \times 3$ , uma representação estrutural com  $2^8 = 256$  possíveis valores. Neste trabalho, essa cadeia de bits gerada a partir da janela centrada no pixel  $\mathbf{x}$  da imagem de entrada é convertida em um número decimal que será o pixel  $\mathbf{x}$  da imagem de saída. O esquema da Transformada Census é apresentado na Figura 1.

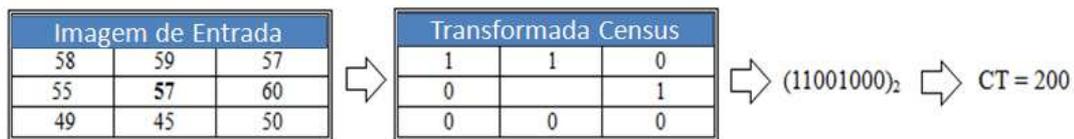


Figura 1: Esquema da Transformada Census

Dado que a TC se baseia em comparações locais da intensidade dos pixels, ela é estável à aplicação de uma mudança linear e monotônica na imagem tal como certas mudanças na iluminação. A aplicação da Transformada Census ilustrada na Figura 2 reforça essa ideia. Note que imagens da mesma face submetida a diversas condições de iluminação (linhas superior) apresentam resultados bastante semelhantes quando submetidas à Transformada Census (linha inferior).

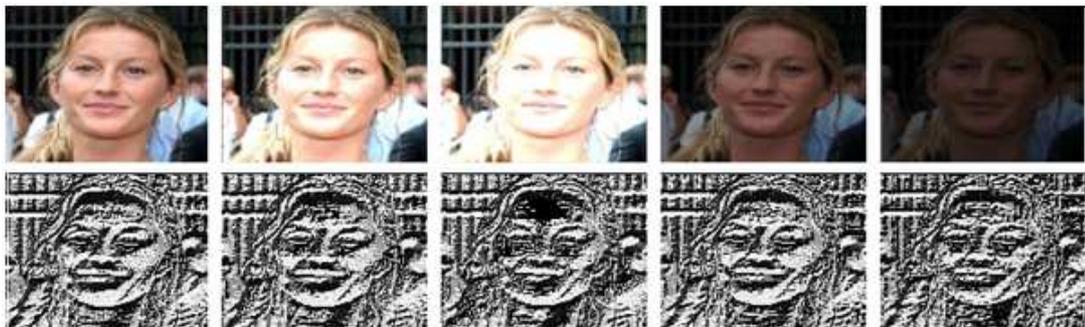


Figura 2: Aplicação da Transformada Census. Imagens da mesma face submetida a diferentes condições de iluminação (linhas superior) apresentam resultados bastante semelhantes quando submetidas à Transformada Census (linha inferior).

#### 4. MATERIAL E MÉTODOS

Neste trabalho, utilizou-se a base de dados AR [9]. Essa base de dados contém mais de 3000 imagens coloridas correspondentes às faces de 126 pessoas (76 homens e 50 mulheres). As condições de gravação foram cuidadosamente controladas (parâmetros da câmera, iluminação, distância da câmera) para assegurar que as configurações fossem idênticas entre as pessoas. Nela, temos imagens frontais, com diferentes expressões faciais, condições de iluminação e oclusões (óculos e cachecol). Durante a aquisição das imagens, não foram impostas restrições quanto às roupas, maquiagem, cabelo, etc. Cada pessoa participou de duas sessões, separadas por duas semanas. As mesmas fotografias foram tomadas em ambas as sessões. Para cada pessoa, estão disponíveis 13 conjuntos de imagens entre os quais há variações de expressão facial, iluminação e oclusão.

Neste trabalho, as imagens foram redimensionadas para  $160 \times 120$  pixels e foram considerados os 4 conjuntos da base de dados que refletem o problema que se pretende investigar. O que difere esses conjuntos são imagens com: iluminação ambiente; iluminação frontal (de ambos os lados); iluminação apenas à esquerda e iluminação apenas à direita. Exemplos dessas imagens podem ser observados na Figura 3.

A implementação da PCA utilizada neste trabalho é a de [10]. As extração das características foi feita de forma a reter 95% da representatividade das imagens originais, ou seja, a partir da soma dos autovalores, determinou-se quantos  $k$  autovetores seriam suficientes para representar 95% da variância. A partir da projeção das imagens de teste nesses autovetores, a distância

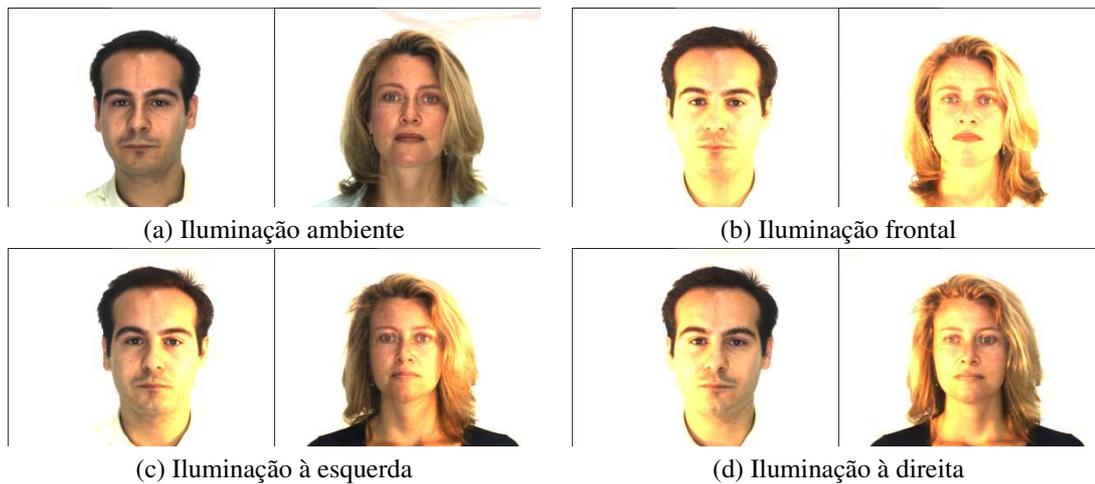


Figura 3: Exemplos das imagens empregadas [9].

*Euclidiana* foi tomada como medida de dissimilaridade das componentes principais. A Transformada Census, por sua vez, foi implementada tal como descrito na Seção 3.

Para avaliar o efeito da Transformada Census submetida à PCA, os desempenhos foram aferidos tanto no contexto de verificação biométrica quanto no de identificação.

#### 4.1 AVALIAÇÃO DA VERIFICAÇÃO

Sistemas biométricos de verificação são projetados para tomar decisões binárias - aceitar o indivíduo como genuíno e autêntico ou considerá-lo impostor e, portanto, rejeitá-lo. Essa decisão é tomada a partir da identidade informada pelo indivíduo e sua correspondente amostra biométrica. Nesse contexto, dois tipos de erros podem ocorrer no domínio do sistema:

- *Falsa Aceitação*: reconhecimento de uma amostra biométrica como sendo verdadeira, quando na verdade é falsa;
- *Falsa Rejeição*: reconhecimento de uma amostra biométrica como sendo falsa, quando na verdade ela pertence ao indivíduo em questão.

As taxas FAR (do inglês *False Acceptance Rate*) e FRR (do inglês *False Rejection Rate*) decorrentes de tais erros são fundamentais na avaliação da eficiência do sistema [11]. Ambas são diretamente afetadas por um limiar  $t$  a partir do qual um casamento entre amostras biométricas é aceito ou rejeitado. É importante ressaltar que, no mesmo sistema, esse limiar de aceitação pode variar, priorizando-se a conveniência ou a segurança, dependendo da aplicação.

Existe um valor de limiar para o qual as taxas de FAR e FRR têm valores iguais. Esse valor é denominado *Taxa de Erro Igual* (do inglês *Equal Error Rate - EER*) e pode ser utilizado como uma medida estatística normalizada para comparação entre sistemas biométricos. Quanto menor for o EER de um sistema, melhor será seu desempenho. O valor de EER pode ainda ser calculado a partir da curva ROC (do inglês *Receiver Operating Characteristics*), que representa o comportamento da FRR com relação à FAR.

#### 4.2 AVALIAÇÃO DA IDENTIFICAÇÃO

Em termos práticos, o processo de comparação na verificação é “um-para-um” e na identificação “um-para-muitos”. Na identificação a pessoa a ser reconhecida não informa previamente sua identidade. Dessa forma, a amostra biométrica do indivíduo a ser identificado deve ser comparada com todas as amostras biométricas cujas identidade o sistema conhece a priori. A identidade conhecida cuja amostra é mais similar à de consulta é tomada como a identidade da amostra de consulta.

Chamaremos o conjunto de amostras biométricas cujas identidades o sistema conhece de *galeria* e as amostras biométricas cujas identidades o sistema deve determinar de conjunto de *prova*.

A avaliação de sistemas biométricos de identificação é feita, basicamente, através da taxa de identificação ou reconhecimento. Essa taxa reflete o percentual de amostras biométricas de prova corretamente identificadas [3]. Também é possível expressar o desempenho de um sistema de identificação através da curva CMC (do inglês *Cumulative Match Characteristic*). Nessa curva, o primeiro ponto expressa o percentual de reconhecimento considerando somente a identidade mais similar da galeria (*rank-one*), o segundo ponto expressa o percentual considerando as duas identidades mais similares da galeria (*rank-two*), e assim por diante. O número de possíveis *ranks* é igual ao número de indivíduos presentes na galeria.

## 5. EXPERIMENTOS

Neste capítulo são apresentados os dois experimentos que foram conduzidos. Para aferir a contribuição da Transformada Census no reconhecimento de faces sob diferentes condições de iluminação, o desempenho nos processos de verificação e de identificação sem o uso dela também foi medido. Dessa forma, apresentamos cenários comparativos em que a única diferença é a aplicação da Transformada Census.

Em ambos os experimentos, o treinamento foi realizado com fotos de 15 homens e 14 mulheres, com expressões faciais neutras e sem oclusão, correspondendo a seis imagens de cada indivíduo, totalizando 174 imagens de treinamento. A partir da base treinada, os testes foram realizados com indivíduos diferentes do conjunto de treinamento, também com imagens com expressões faciais neutras e sem oclusão de 50 homens e 40 mulheres.

### 5.1 EXPERIMENTO A

Neste experimento, o treinamento e os testes levaram em conta imagens com iluminação ambiente, imagens iluminadas apenas à esquerda e imagens iluminadas apenas à direita. Para a fase de testes, a galeria foi composta por duas imagens com iluminação ambiente de cada indivíduo, totalizando 180 imagens. O conjunto de prova, por sua vez, foi composto por duas imagens com iluminação apenas à esquerda e duas com iluminação apenas à direita de cada indivíduo, totalizando 360 imagens.

### 5.2 EXPERIMENTO B

No experimento B, o treinamento e os testes foram compostos por imagens com iluminação frontal, imagens iluminadas apenas à esquerda e imagens iluminadas apenas à direita. Para a fase de testes, a galeria foi formada por duas imagens com iluminação frontal de cada indivíduo, totalizando 180 imagens. O conjunto de prova do experimento B é o mesmo de A.

A diferença entre o experimento A e o experimento B é que, além das imagens com iluminação à direita e à esquerda, o primeiro emprega imagens com iluminação ambiente e o segundo com iluminação frontal.

## 6. RESULTADOS

Para cada uma das formas de avaliação serão apresentados os resultados referentes à aplicação da PCA direto sobre as imagens originais (PCA) e os resultados referentes à aplicação da Transformada Census nas imagens seguida da PCA sobre elas (TC+PCA).

### 6.1 VERIFICAÇÃO

Os resultados dos experimentos A e B no contexto de verificação biométrica são apresentados na Tabela 1. Nela, é possível observar que o uso da Transformada Census implicou em uma redução de 0.53% no EER do experimento A e de 2.42% no EER do experimento B.

Tabela 1: Taxas de Erro Igual (EER) obtidas nos experimentos A e B com as técnicas PCA e TC+PCA.

EER	PCA	TC+PCA
Experimento A	20.02%	19.49%
Experimento B	18.97%	16.55%

Para ilustrar o reflexo da redução na Taxa de Erro Igual, as Figuras 4 e 5 representam, respectivamente, a distribuição das frequências dos casamentos entre genuínos e impostores e as curvas ROC resultantes do experimento B.

Como pode ser observado na Figura 4, a área de interseção entre as curvas é menor com a aplicação das técnicas TC+PCA, refletindo a redução no EER obtida (Tabela 1).

Com relação às curvas ROC, também pode ser observado na Figura 5 que a área sobre a curva é menor com o uso da técnica TC+PCA do que somente com o uso da PCA.

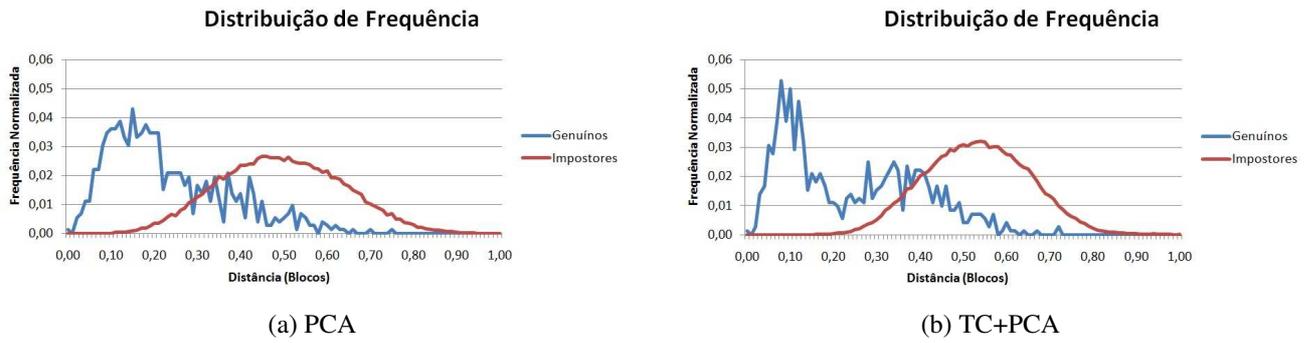


Figura 4: Distribuição normalizada das frequências dos casamentos entre genuínos e impostores do experimento B. À direita, as distribuições resultantes da aplicação da PCA diretamente sobre as imagens (a), e à esquerda, as distribuições resultantes da aplicação da Transformada Census seguida da PCA (b).

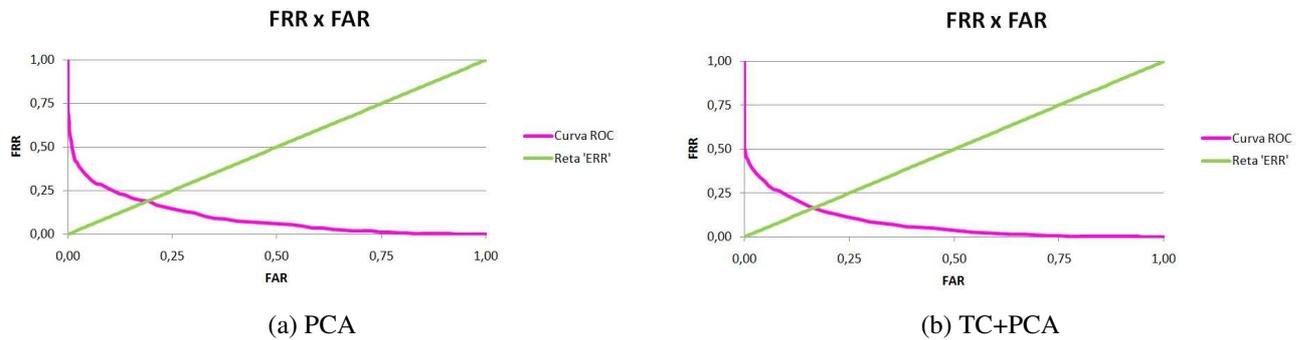


Figura 5: Curvas ROC refletindo as correspondências entre as taxas de falsa aceitação (FAR) e as de falsa rejeição (FRR) no experimento B.

## 6.2 IDENTIFICAÇÃO

Conforme dito na Seção 4.2, uma maneira intuitiva de expressar o desempenho de sistemas biométricos de identificação é através da curva CMC. É possível observar na Figura 6 as curvas resultantes tanto do experimento A quanto do experimento B.

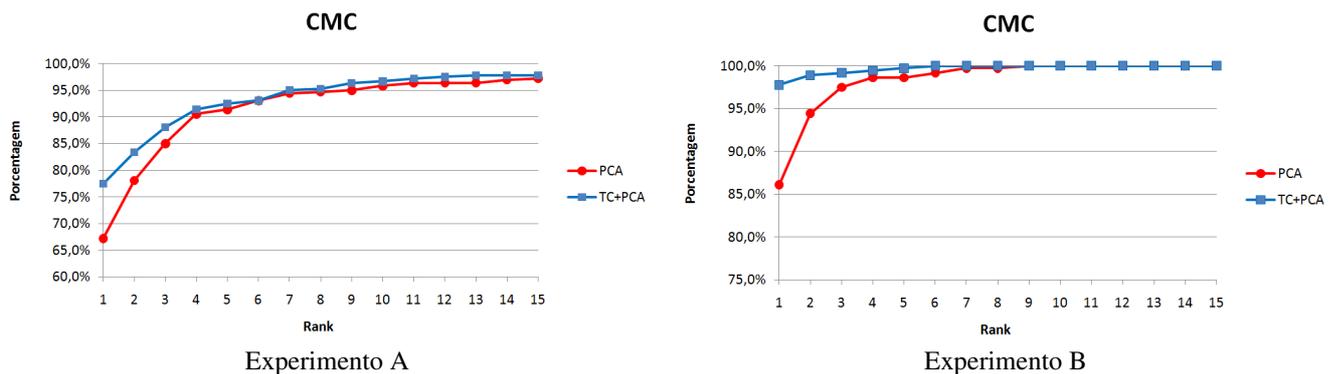


Figura 6: Curvas CMC dos experimento A e B. A melhora do desempenho pelo emprego Transformada Census fica evidente.

Também no caso da identificação, o desempenho foi melhorado pelo uso da técnica TC+PCA em ambos os experimentos. Na Tabela 2, um resumo das taxas de reconhecimento é apresentado.

É possível notar que, no caso da identificação, os benefícios do emprego das técnicas TC+PCA são mais notáveis. No experimento A, o reconhecimento correto das pessoas que ocorreu em 67.22% dos casos com a técnica PCA, saltou para 77.50% com a técnica TC+PCA. No experimento B, esse salto foi ainda maior. A taxa de identificação que era de 86.11% com a PCA foi para 97.78% com a técnica TC+PCA. Esses números deixam evidente a contribuição da Transformada Census para a solução do problema de reconhecimento de faces sob diferentes condições de iluminação.

Tabela 2: Taxas de reconhecimento (*rank-one*) obtidas nos experimentos A e B com as técnicas PCA e TC+PCA.

RANK-ONE	PCA	TC+PCA
Experimento A	67.22%	77.50%
Experimento B	86.11%	97.78%

## 7. CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi analisar os efeitos da aplicação da Transformada Census no reconhecimento de faces sujeitas a diferentes condições de iluminação. Dado que a TC se baseia em comparações locais da intensidade dos pixels, ela é estável à aplicação de uma mudança linear e monotônica na imagem e este é o tipo de mudança que esperou-se encontrar na aparência das faces consideradas neste trabalho.

Os resultados obtidos com os experimentos mostraram que a utilização da Transformada Census diminuiu as taxas de erro no processo de verificação biométrica. Essa diminuição pôde ser notada tanto em termos da EER quanto das distribuições e curvas ROC exibidas na Seção 6.1.

Com relação ao processo de identificação biométrica, os ganhos de desempenho foram ainda mais notáveis (Seção 6.2). O número de pessoas corretamente identificadas quando aplicada a Transformada Census foi 15,29% maior do que sem ela no experimento A e 13,55% maior no experimento B.

Sendo assim, conclui-se que a Transformada Census de fato contribuiu para o reconhecimento de faces sob diferentes condições de iluminação no contexto das imagens e métodos empregados neste trabalho.

## 8. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FAPESP pelo suporte financeiro número 2010/06541-5 para realização dessa pesquisa.

## REFERÊNCIAS

- [1] A. K. Jain, R. M. Bolle and S. Pankanti. “Introduction to Biometrics”. In *Biometrics: The Personal Identification in Networked Society*, edited by A. Jain, R. Bolle and S. Pankanti, chapter 1, pp. 1–41. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] S. Z. Li and A. K. Jain. “Introduction”. In *Handbook of Face Recognition*, edited by S. Z. Li and A. K. Jain, chapter 1, pp. 1–11. Springer, 2004.
- [3] W. Zhao, R. Chellapa, P. J. Phillips and A. Rosenfeld. “Face Recognition: A Literature Survey”. *ACM Computing Surveys*, vol. 35, no. 4, pp. 399–458, December 2003.
- [4] J. Weng and D. L. Swets. “Face Recognition”. In *Biometrics: The Personal Identification in Networked Society*, edited by A. Jain, R. Bolle and S. Pankanti, chapter 3, pp. 67–86. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [5] M. Turk and A. Pentland. “Eigenfaces for Recognition”. *Journal of Cognitive Neuroscience*, pp. 71–86, 1991.
- [6] R. Zabih and J. Woodfill. “A Non-Parametric Approach to Visual Correspondence”. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996.
- [7] G. Shakhnarovich and B. Moghaddam. “Face Recognition in Subspaces”. In *Handbook of Face Recognition*, edited by S. Z. Li and A. K. Jain, chapter 7, pp. 141–168. Springer, 2004.
- [8] C. Kublbeck and A. Ernst. “Face Detection and Tracking in Video Sequences using the Modified CensusTransformation”. *IVC*, vol. 24, no. 6, pp. 564–572, June 2006.
- [9] A. Martinez and R. Benavente. “The AR Face Database”. Technical Report 24, Computer Vision Center, Jun 1998.
- [10] G. Bradski. “The OpenCV Library”. *Dr. Dobb’s Journal of Software Tools*, 2000.
- [11] A. K. Jain, A. Ross and S. Prabhakar. “An Introduction to Biometric Recognition”. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image- and Video-Based*, vol. 14, no. 1, January 2004.