

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DO MÉTODO 3DLBP UTILIZANDO MAPAS DE PROFUNDIDADE GERADOS PELO MICROSOFT KINECT

CARDIA NETO, João Baptista
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)
joaobcardia@gmail.com

MARANA, Aparecido Nilceu
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)
nilceu@fc.unesp.br

RESUMO: Problemas com pose e iluminação são desafios complexos para o reconhecimento de faces 2D. Devido a estes problemas vários métodos para reconhecimento de faces 3D têm sido propostos, principalmente pelo fato que os dados em 3D são mais resistentes a iluminação e são úteis para correção de pose. O maior problema com a utilização de métodos 3D é o custo elevado dos scanners 3D tradicionais. Uma alternativa é a utilização do Microsoft Kinect que, além de ser consideravelmente mais barato, é capaz de capturar os dados de profundidade com precisão necessária para discriminar sujeitos. O principal objetivo do presente trabalho é avaliar a performance do método 3DLBP para o reconhecimento de faces quando utilizando os mapas de profundidade gerados pelo Kinect. Outro objetivo é investigar quais regiões da face que desempenham melhor no reconhecimento de face.
PALAVRAS-CHAVE: Biometria, Kinect, Reconhecimento de Faces 3D.

ABSTRACT: Due to the difficulty in dealing with pose and illumination on 2D face recognition, 3D face recognition methods have been proposed in the last years, since 3D data is less sensible to illumination changes and, more important, is very useful to correct differences in pose. The main drawback of using 3D-based face recognition methods is the high cost of the traditional 3D sensors. One alternative to these expensive scanners are the Kinect devices that, besides being considerable cheaper, are able to capture quite precisely the depth information. The main goal of this work was to assess the performance of 3DLBP method for face recognition when using depth maps generated by Kinect devices. Another goal was to investigate the face regions in which the depth maps contribute most to increase the face recognition rates.

KEYWORDS: Biometrics, Kinect, 3D Face Recognition.

1. INTRODUÇÃO

Hoje em dia a maioria dos sistemas que necessitam garantir a identidade de uma pessoa utiliza senhas, cartões de acesso ou uma combinação de ambos. Apesar de ser uma estratégia amplamente utilizada esta forma de identificação possui uma fragilidade inerente, pois se um impostor roubar um cartão de acesso (ou aprender uma senha) e as restrições forem todas baseadas nesse objeto (ou conhecimento), ele irá possuir o mesmo nível de acesso do usuário genuíno e o sistema não terá como diferenciar os dois sujeitos.

Esse tipo de identificação é baseado em algo que alguém conhece (senha

ou possui (cartão de acesso), e como esses métodos não são baseados em algo que a pessoa é o sistema se torna incapacitado de distinguir genuínos de impostores (BOLLE; PANKANTI,1998). O reconhecimento de uma pessoa baseada em características que descrevem seu físico/fisiologia ou comportamento é conhecido como Biometria.

Como não se baseiam em conhecimento ou posse, sistemas biométricos podem ser mais seguros do que as formas tradicionais de identificação. Porém, a identificação biométrica também não é infalível. Em um caso relatado pelo jornal O Estado de São Paulo (ESTADÃO,2012) uma auto-escola usava moldes das impressões digitais de seus alunos feitos em silicone para

registrar de forma fraudulenta a presença nas aulas. Em sistemas biométricos de identificação baseados em reconhecimento de faces as fraudes são ainda mais fáceis de serem cometidas, uma vez que é mais simples adquirir uma foto de um sujeito genuíno do que um molde de sua impressão digital.

A utilização de dados de profundidade da face pode auxiliar os sistemas biométricos de identificação baseados em faces a se tornarem mais resistentes contra fraudes. Dados de profundidade são mais difíceis de serem reproduzidos de forma trivial, além de serem mais resistentes a mudanças de iluminação e facilitar correções de pose.

Entretanto, uma das restrições para o uso de dados de profundidade no reconhecimento facial, ou seja, para o reconhecimento tridimensional de faces, é o custo dos sensores necessários para a digitalização 3D das faces dos sujeitos. Nesse aspecto o *Microsoft Kinect* se torna uma ótima alternativa para os scanners tradicionais, pois seu custo é bem menor.

Este trabalho visa efetuar o reconhecimento de faces 3D utilizando o *Microsoft Kinect* como um substituto aos scanners 3D tradicionais. Neste caso, o grande desafio é realizar o reconhecimento a partir de um conjunto reduzido de dados, uma vez que o *Kinect* tem resolução bem menor do que os dispositivos 3D tradicionais.

2. TRABALHOS CORRELATADOS

Na literatura especializada, o conjunto de trabalhos que utilizam dados do *Microsoft Kinect* para o reconhecimento 3D de faces é bastante reduzido. Os trabalhos mais interessantes são os de Goswami et al. (GOSWAMI et al., 2013) e Li et al. (LI et al., 2013).

Goswami et al. (GOSWAMI et al., 2013) geram mapas de entropia e saliência visual para os dados gerados pelo *Kinect*. Para as imagens RGB ambos os mapas são gerados, para os dados de profundidade somente o mapa de entropia é gerado. O descritor da face é gerado concatenando os HOGs (Histograma de Gradientes Orientados) de diferentes fragmentos de ambos os

mapas. Para a classificação dos sujeitos é utilizado o classificador RDF (Floresta Randômica de Decisão).

Li et al. (LI et al., 2013) também utilizam tanto os dados de profundidade quanto as imagens RGB para fazer o reconhecimento 3D de faces. Como primeiro passo do método os dados em RGB passam pela transformada DCS (Espaço de Cor Discriminante) para aumentar seu poder discriminativo. Como possuem três canais eles são empilhados. As imagens de profundidade são baseadas nas nuvens de pontos gerada pelo *Kinect*. Para melhorar a densidade elas são submetidas a um processo de Preenchimento Simétrico (*Symmetric Filling* no original).

Preenchimento Simétrico é um processo onde a nuvem de pontos de uma face é espelhada e, cada ponto na face original, é comparado com um ponto na nuvem espelhada. Caso a distância entre os dois pontos seja menor que um *threshold t* então o ponto da nuvem espelhada passa a fazer parte da nuvem original. Devido as propriedades simétricas da face esse processo tende a melhorar a qualidade dos dados gerados pelo *Kinect*.

Após gerar as imagens de profundidade baseadas nas novas nuvens de pontos o classificador SRC (Classificador de Representação Esparsa) é utilizado para classificação dos sujeitos.

A maior semelhança entre o nosso trabalho e os trabalhos correlatos descritos é que todos utilizam o *Kinect* como um dispositivo substituto dos scanners 3D tradicionais. Porém, ao contrário dos demais, o nosso trabalho não utiliza as imagens RGB. Além disso, um dos objetivos do trabalho é avaliar as regiões utilizadas para o reconhecimento 3D de faces e verificar quais delas apresentam melhores resultados, tendo em vista a baixa resolução do *Kinect*.

3. BIOMETRIA

Na biometria utiliza-se características físicas/fisiológicas ou comportamentais para a identificação de pessoas, sendo baseada em algo que a pessoa é e não em algo que ela possui ou sabe. A Figura 1 ilus-

tra exemplos de características biométricas.

As características físicas/fisiológicas são baseadas na anatomia ou no funcionamento do organismo de uma pessoa viva, como termograma facial. Já as comportamentais são baseadas na forma particular que um sujeito executa uma ação, como andar ou assinar. Qualquer característica pode ser utilizada desde que atenda algumas restrições, tais como (JAIN; MALTONI, 2003):

- **Universalidade:** A característica deve estar presente na maior quantidade possível de pessoas;
- **Unicidade:** A característica deve ser diferente entre pessoas diferentes;
- **Permanência:** A característica não deve mudar com o passar do tempo;
- **Mensurabilidade:** A característica deve ser fácil de coletar e mensurar;
- **Desempenho:** A característica deve permitir alta acurácia com baixo tempo de processamento e custo computacional, além de ser robusta á ambientes não controlados;
- **Aceitabilidade:** A característica deve ser aceita facilmente pelas pessoas como forma de identificação;
- **Grau de impostura:** A característica deve ser resistente a fraude.

A Tabela 1 exibe a comparação entre algumas características biométricas levando em consideração essas restrições. É importante frisar que não existe uma característica biométrica perfeita, e que ao construir um sistema é importante considerar o ambiente onde a aplicação irá ser executada, bem como os sujeitos envolvidos.

3.1. Sistemas Biométricos

Um sistema de reconhecimento de padrões que utiliza um vetor de característica baseado em qualquer traço biométrico para garantir a identidade de uma pessoa é um sistema biométrico. Eles podem operar

em dois modos: Identificação ou Verificação (PRABHAKAR; PANKANTI; JAIN, 2003).

Tabela 3 - Total de acertos entre classes: real vs predita.

Restrição	Face	Digital	Andar
Universalidade	A	M	M
Unicidade	B	A	B
Permanência	M	A	B
Mensurabilidade	A	M	A
Desempenho	B	A	B
Aceitabilidade	A	M	A
Grau de impostura	B	M	M

Indiferente do modo que o sistema irá operar uma pessoa necessita ser cadastrada. Para isso o sistema recebe a característica da pessoa, processa ela em uma forma reduzida chamada de *template*. Esse *template* pode ser armazenado em um banco de dados central ou em um dispositivo de mídia removível.

Modo de verificação é quando o usuário afirma ser um sujeito e o sistema compara a amostra biométrica atual dele com o *template* armazenado. No modo de identificação nenhuma identidade é afirmada e, com base nas características biométricas atuais do sujeito, o sistema descobre sua identidade real.

Um sistema biométrico pode ser classificado em uma das setes categorias definidas por Wayman (WAYMAN, 2002):

- **Cooperativo ou não cooperativo:** O sujeito deseja ser identificado?
- **Evidente ou sigiloso:** O sujeito sabe que ele está sendo identificado?
- **Habitado ou não habitado:** O sujeito frequentemente se submete à identificação?
- **Auxiliado ou não auxiliado:** Existe um operador humano auxiliando o sistema?
- **Ambiente controlado ou não controlado:** Em qual ambiente o sistema irá operar?
- **Privado ou público:** Os sujeitos

Tabela 2 - Comparação entre diferentes scanners 3D (LI et al., 2013). A velocidade é expressada em segundos, tamanho em polegada³, preço em USD e a acurácia é uma aproximação expressada em mm.

Dispositivo	Velocidade	Carga	Tamanho	Preço	Acurácia
3dMD	0.002	10 s	N/A	>\$50K	<0.2
Minolta	2.5	Não	1408	>\$50K	0.1
Artec Eva	0.063	Não	160.8	>\$20K	0.5
3D3 HDI R1	1.3	Não	N/A	>\$10K	0.3
SwissRanger	0.02	Não	17.53	>\$5K	10
David SLS	2.4	Não	N/A	>\$2K	0.5
Kinect	0.033	Não	41.25	>\$200	1.5-50

são empregados (privado) ou clientes (público)?

- Aberto ou fechado: O sistema precisa de padrões para ter interoperabilidade entre sistemas?
- Mesmo um sistema que utilize a característica mais segura, que se adapte melhor ao seu ambiente e população ainda serão encontradas dificuldades na hora da validação, pois duas amostras biométricas, mesmo sendo da mesma pessoa, nunca serão idênticas (PRABHAKAR; PANKANTI; JAIN, 2003). Devido a este fato a comparação nos sistemas não é feita de forma direta, cada comparação entre duas amostras diferentes gera uma pontuação que é comparada com um *threshold t*, caso seja menor o indivíduo não é identificado, caso contrário a identidade é vinculada com o sujeito. Por esse motivo sistemas biométricos possuem dois tipos de erros, são eles:
 - Falsa aceitação: A amostra de um impostor é reconhecida como genuína;
 - Falsa rejeição: A amostra de um sujeito genuíno não é reconhecida.

4. KINECT

O dispositivo Microsoft Kinect contém um sensor de profundidade 3D, uma

câmera RGB, uma matriz de microfones e um motor de inclinação. O sensor de profundidade é composto de um emissor infravermelho e uma câmera infravermelho. Para estimar a profundidade o dispositivo projeta uma matriz de pontos em infravermelho e mede a distorção causada pelos raios refletidos de volta ao dispositivo (SHPUNT; ZALEVSKY, 2008).

O sensor gera uma grade de profundidade de 640 X 480 com a precisão de 11 bits @ 30Hz (ZOLLHÖFER et al., 2011). A abrangência da profundidade vai de 1.2 até 3.5 metros.

O campo de visão angular da câmera é de 57° horizontalmente e 43° verticalmente (STOWERS; HAYES; BAINBRIDGE-SMITH, 2011). Os ângulos são relativos ao horizonte e não a base do dispositivo. Como ele possui um motor de inclinação é possível alterar o ângulo para focar na característica biométrica desejada. A Figura 2 é de um *Kinect*.

Como já discutido anteriormente o maior problema do Kinect é a sua baixa resolução, a Tabela 2 mostra isso com uma comparação entre ele e outros scanners. Isso traz novos problemas e mostra a importância de estudar a desempenho de métodos de reconhecimento facial propostos na literatura, já que em geral esses métodos são propostos com dados de alta resolução.

5. RECONHECIMENTO DE FACES

A necessidade da existência de sistemas que possam identificar pessoas de maneira simples e sem cooperação é

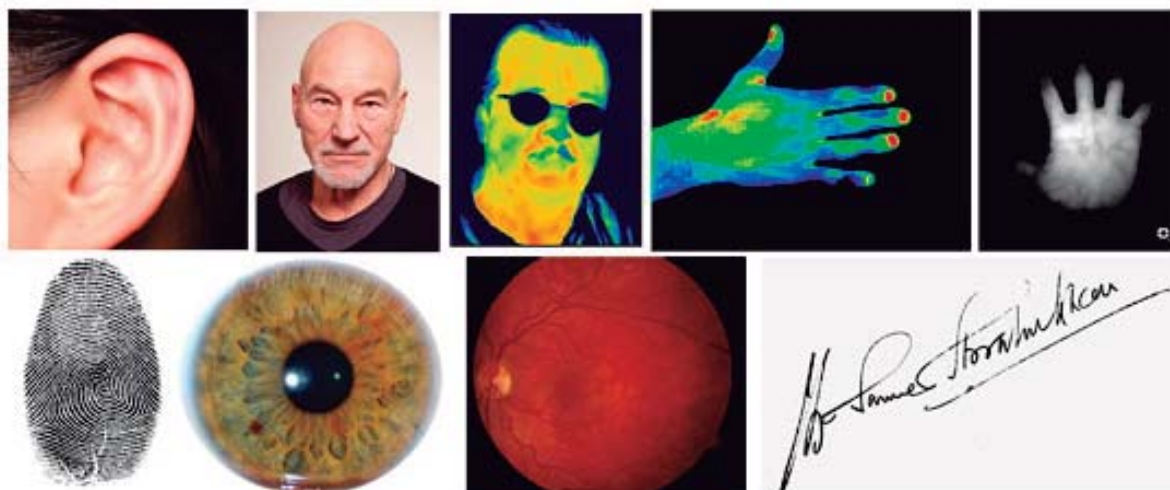


Figura 1 - Exemplo de características biométricas. Na primeira linha da esquerda para direita: orelha, face, termograma facial, termograma da mão e padrões de veias da mão. Na segunda linha da esquerda para direita: impressão digital, íris, retina e assinatura.

evidente. Como já foi discutido anteriormente basear a identificação somente em posse ou conhecimento pode causar falhas na autenticação e a utilização de métodos mais confiáveis, como impressão digital ou íris, dependem da cooperação dos usuários. O reconhecimento de faces é mais vantajoso nesse aspecto, pois é possível realizar a identificação de uma pessoa sem ela cooperar ou saber que está sendo identificado. Na Figura 3 tem-se a configuração genérica de um sistema de reconhecimento de faces (ZHAO et al., 2003). Primeiro é necessário detectar e segmentar faces de cenas com



Figura 2 - O sensor Microsoft Kinect: 1) Sensor de profundidade; 2) Câmera RGB; 3) Conjunto de microfones; 4) Motor de inclinação.

plexas (Detecção de Faces), para cada face o processo de extração de característica é aplicado (Extração de Característica) e as características extraídas são comparadas com os *templates* cadastrados na galeria de faces e a decisão sobre a identidade da

face é tomada (Reconhecimento de face).

O primeiro trabalho de reconhecimento automático de faces foi feito por Kanade (KANADE, 1973) em 1973, depois o interesse na área só voltou em 1991 com o trabalho de Turk e Pentland (TURK; PENTLAND, 1991). Nos dias atuais o reconhecimento automático de faces tem uma gama de novas oportunidades, a tecnologia teve um avanço significativo desde 1991 e novas formas de reconhecimento que demandam maior poder computacional podem ser utilizadas. Outro fator é a miniaturização de câmeras, com isso é possível criar aplicações de vigilância que sejam praticamente imperceptíveis.

A grande variabilidade na aparência da face é um desafio a ser enfrentado. Iluminação, pose e expressões afetam diretamente a textura (aparência) fazendo com que se torne um problema mais complexo e, por sua vez, fazendo os sistemas biométricos terem diminuição de performance.

Outra dificuldade é o envelhecimento, a face possui permanência média e as alterações acarretadas pelo tempo aumentam as variações intra-sujeitos e, consequentemente, pioram o desempenho dos sistemas (LI; JAIN, 2011).

Outro problema com sistema de reconhecimento biométrico baseado em faces é a baixa variação que pode existir entre su-

jeitos distintos, pois quando duas pessoas possuem feições similares os métodos de reconhecimento podem ter dificuldades em distinguir corretamente uma da outra. Esta situação se intensifica entre irmãos (gêmeos e não gêmeos).

Para lidar com problemas de aparência é interessante utilizar informação 3D da face. A face é um objeto 3D e a sua projeção em uma imagem 2D inviabiliza a correção de alguns fatores como pose, iluminação e expressão. Reconhecimento de faces 3D é uma alternativa para melhorar

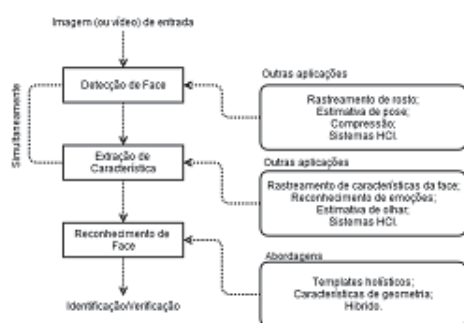


Figura 3 - Configuração genérica de um sistema de reconhecimento de faces (ZHAO et al., 2003).

a performance de sistemas biométricos. Com um modelo tridimensional da face é possível rotacionar, projetar iluminação ou até corrigir deformações causadas por expressões. Essas operações visam atenuar possíveis diferenças de aparência entre diferentes amostras do mesmo sujeito.

5.1. Reconhecimento de Faces 3D

O reconhecimento de faces 3D tem como maior vantagem a possibilidade de corrigir pose, iluminação e expressões, mas acaba enfrentando outros tipos de problemas, tais como preço, a fragilidade dos dispositivos e o grau de cooperação necessária para scanners tradicionais.

Na vasta literatura sobre métodos de reconhecimento facial 3D é possível destacar métodos como o proposto por Lei et al. (LEI; BENNAMOUN; EL-SALLAM, 2013) que utiliza a fusão de características local para formar o descritor da face. Outro

trabalho sobre esse tema é o de Mian, Benamoun e Owens (MIAN; BENNAMOUN; OWENS, 2007), em que pontos chave da face são detectados e características locais de seus vizinhos são extraídos.

Esses dois trabalhos utilizam a base FRGC v2 para a validação de seus métodos. A base FRGC v2 é composta de 4007 amostras 3D de 466 sujeitos diferentes. Dentre os sujeitos da base 57% são homens e 43% mulheres. Essa base foi captada com o scanner Minolta.

5.2. 3DLBP

O método LBP (*Local Binary Pattern*) original foi introduzido por (OJALA; PIETIKÄINEN; HARWOOD, 1996) e consiste em analisar a diferença entre um pixel e sua vizinhança 3 X 3. Dado um pixel central (x_c, y_c) o operador LBP é definido por (RODRIGUEZ; MARCEL, 2006):

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 s(i_n - i_c) 2^n$$

sendo i_c o valor do tom de cinza no pixel central e i_n o valor do pixel vizinho. A função $s(x)$ é definida como:

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \geq 0; \\ 0 & \text{se } x < 0. \end{cases}$$

Uma extensão do operador clássico foi proposta por (OJALA; PIETIKÄINEN; MAENPAA, 2002). Nela um círculo de raio R centrado em um ponto (x_c, y_c) é definido e P pontos deste círculo são amostrados. A Figura 4 exemplifica a extensão do operador para diferentes valores de P e R .

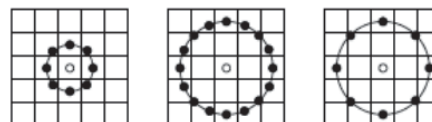


Figura 4 - Exemplo da extensão do operador LBP original. Valores de P : (8,1), (16,2) e (8,2).

Considerando o pixel central com as coordenadas (0,0) o cálculo das coordenadas dos P pontos vizinhos é dado por:

$$\left(-R \sin \frac{2\pi p}{P}, R \cos \frac{2\pi p}{P}\right)$$

Caso a coordenada não seja no centro de um pixel o valor de cinza é calculado utilizando interpolação bilinear.

O operador LBP foi criado como um descritor de textura, ao utilizar dados de profundidade ao invés de tons de cinza ele não consegue lidar com o comportamento desse tipo de dado. Caso duas áreas em diferentes sujeitos tenham o pixel central com o valor maior que todos os seus vizinhos o operador terá o mesmo valor (HUANG; WANG; TAN, 2006). Regiões da ponta do nariz costumam se enquadrar neste caso.

Devido ao ruído gerado pelo *Kinect* a ponta do nariz se torna um dos pontos mais confiáveis na face (LI et al., 2013). Como o operador LBP original possui problemas em lidar com regiões com essas características a busca de alternativas se torna necessária. Uma alternativa interessante é o 3DLBP.

Proposto por Huang et al. (HUANG; WANG; TAN, 2006) o operador 3DLBP leva em consideração o valor absoluto da diferença de profundidade entre um pixel e seu vizinho. Huang et al. (HUANG; WANG; TAN, 2006) afirmam que, devido a superfície suave da face, mais de 93% das diferenças de profundidade (DD) com vizinhos em um raio $R = 2$ são menores que 7. Essa propriedade torna possível armazenar o valor absoluto da DD em três unidades binárias (i_2, i_3, i_4), o sinal da diferença é representado utilizando a unidade binária i_1 . Assim, é possível definir DD como:

$$|DD| = i_2 \cdot 2^2 + i_3 \cdot 2^1 + i_4 \cdot 2^0$$

E i_1 possui o mesmo valor que o operador LBP original, ou seja, $i_1 = s(x)$. Na Figura 5 tem-se processo.

As quatro unidades binárias são divididas em quatro camadas e, para cada camada, um número decimal é obtido (P_1, P_2, P_3, P_4). Para o *matching* os histogramas de cada uma das regiões locais são concatenados.

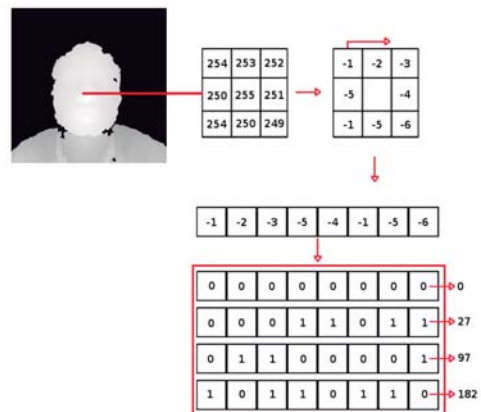


Figura 5 - Exemplo do processo do 3DLBP.

Huang et al. (HUANG; WANG; TAN, 2006) utilizaram a base de dados FRGC v2 para validar o operador, dividindo a face em cinco regiões diferentes.

6. METODOLOGIA E DESENVOLVIMENTO

Neste trabalho a base EURECOM Face Dataset (HUYNH; MIN; DUGELAY, 2012) foi utilizada. Ela é composta por 52 sujeitos com imagens para cada sujeito captadas em duas sessões diferentes com quinze dias de diferença entre elas. A base possui nove imagens por cada sessão sendo elas: neutro, boca aberta, sorrindo, diferença de iluminação, perfil esquerdo, perfil direito, obstrução da face, obstrução da boca e oclusão dos olhos. Cada uma das imagens possui uma nuvem de pontos (arquivo .obj), RGB e mapa de profundidade. As faces possuem os olhos, a ponta do nariz, os cantos da boca e o queixo anotados. A Figura 6 mostra todas as variações de faces para um sujeito da base e a Figura 7 mostra os pontos anotados.

Para este trabalho somente as faces com diferença de iluminação, boca aberta, sorrindo e neutra foram utilizadas. As três primeiras compõem a galeria e a última o *probe* e somente imagens da primeira sessão foram utilizadas.

Quatro experimentos diferentes foram realizados, três utilizando variações das regiões em que o 3DLBP foi aplicado

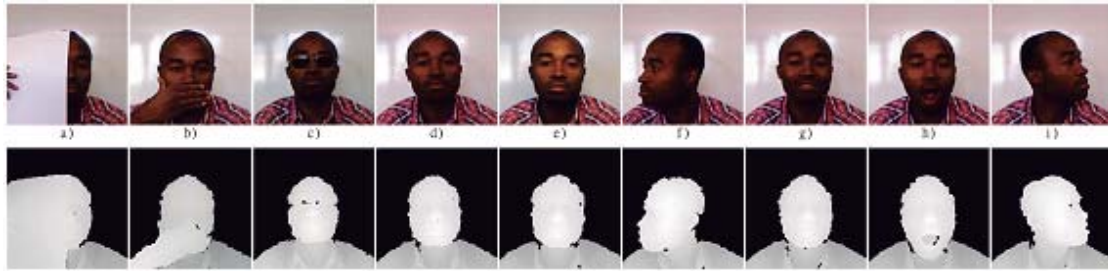


Figura 6 - Exemplo de um sujeito da base de dados EURECOM. Na linha superior imagens em RGB e na inferior os mapas de profundidade. São elas: a) obstrução da face, b) obstrução da boca, c) oclusão dos olhos, d) neutro, e) diferença de iluminação, f) perfil esquerdo, g) sorrindo, h) boca aberta e i) perfil direito.

e um com o LBP nas imagens RGB. Para cada experimento um classificador SVM é treinado com as imagens da galeria e é utilizado para reconhecer a imagem do probe. Os testes foram feitos no modo de identificação.

As seguintes regiões da face foram consideradas:

- Região do nariz e dos olhos;
- Cinco fatias da face (testa, olhos, nariz, boca e queixo) – essas regiões foram as mesmas utilizadas no trabalho original do 3DLBP;
- Região centralizada na ponta do nariz com resolução de 32X32 e subdividindo essa região em 64 micro regiões.

7. RESULTADOS

A Figura 8 mostra a curva CMC (*Cumulative Match Characteristic*) obtida nos experimentos.

É possível observar que o método LBP apresenta o pior desempenho. Nas variações de regiões utilizando o 3DLBP é possível visualizar que a região utilizada no trabalho original (3DLBP com 5 fatias) possui pior desempenho, isso se deve ao fato da boca ter sido utilizada e esta é uma região extremamente sensível às deformações geradas por expressão. As outras duas regiões não utilizam a boca e, por isso, se mostram mais resistentes a presença de deformação por expressões faciais. Como

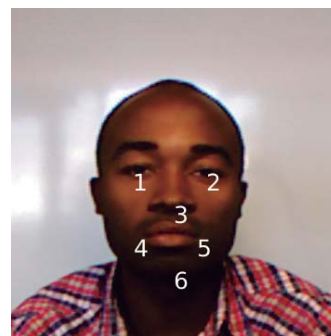


Figura 7 - Pontos anotados da base EURECOM. São eles: 1) olho direito, 2) olho esquerdo, 3) ponta do nariz, 4) canto direito da boca, 5) canto esquerdo da boca e 6) queixo.

no experimento com 64 regiões há identificação errada de apenas dois sujeitos, a taxa de reconhecimento correto se mantém constante até o *rank* 6.

8. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O objetivo deste trabalho é aplicar o operador 3DLBP, proposto originalmente para ser utilizado com imagens capturadas com sensores 3D de alta resolução, nos dados obtidos pelo *Microsoft Kinect* e avaliar o seu desempenho em relação a dados gerados por outros sensores. Os resultados obtidos foram promissores, principalmente se for considerada a baixa qualidade dos dados gerados pelo *Kinect*. Isso pode levar a um avanço na área de reconhecimento biométrico de faces, pois o reconhecimento 3D tem inúmeras vantagens sobre o tradicional

reconhecimento 2D, porém as técnicas atuais exigem o uso de sensores muito caros, o que limita suas aplicações em larga escala. O custo do *Kinect* é bem mais acessível.

Outro resultado importante observado nos experimentos é a clara vantagem que dados de profundidade têm sobre as imagens em RGB. Isso pode ser explicado pelos dados de profundidade serem mais resistentes a diferença de iluminação do que as imagens em RGB.

Também é possível concluir que os dados gerados pelo *Microsoft Kinect* são suficientemente discriminativos para a identificação de pessoas, mesmo possuindo resolução mais baixa do que scanners tradicionais.

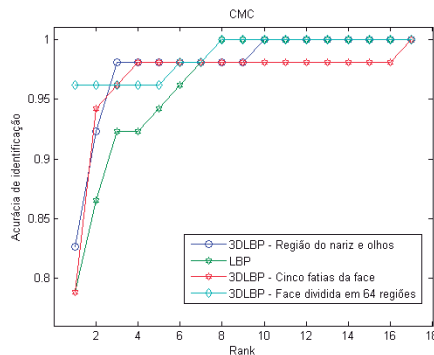


Figura 8 - Curva CMC dos métodos e das regiões avaliadas. Regiões por ordem decrescente de performance: 3DLBP – Face dividida em 64 regiões, 3DLBP – Região do nariz e olhos, 3DLBP – Cinco fatias da face e LBP.

Como trabalho futuro será realizada a fusão deste operador com outras características extraídas da face e a realização de testes com maiores variações de poses.

9. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BOLLE, R.; PANKANTI, S. **Biometrics, Personal Identification in Networked Society: Personal Identification in Networked Society**. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1998. ISBN 0792383451.

ESTADÃO. **Autoescola é acusada de falsificar impressões digitais de alunos para vender CNH**. 2012. Disponível em: <[\[nh,924087,0.htm\]\(http://nh,924087,0.htm\)>. Acesso em: 28 out. 2012.](http://www.estadao.com.br/noticias/cidades,autoescola-e-acusada-de-falsificarimpressoes-digitais-de-alunospara-venderc-</p>
</div>
<div data-bbox=)

GOSWAMI, G. et al. **On rgb-d face recognition using kinect**. International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2013. 2013.

HUANG, Y.; WANG, Y.; TAN, T. **Combining statistics of geometrical and correlative features for 3d face recognition**. In: Proceedings of the British Machine Vision Conference. [S.l.]: BMVA Press, 2006. p. 90.1–90.10. ISBN 1-901725-32-4. Doi:10.5244/C.20.90. HUYNH, T.; MIN, R.; DUGELAY, J.-L. An efficient LBP-based descriptor for facial depth images applied to gender recognition using RGB-D face data. In: ACCV 2012, Workshop on Computer Vision with Local Binary Pattern Variants, Daejeon, Korea, November 5-9, 2012 / Published also as LNCS, Vol 7728, PART 1. Daejeon, KOREA, DEMOCRATIC PEOPLE'S REPUBLIC OF: [s.n.], 2012. Disponível em: <<http://www.eurecom.fr/publication-/3849>>.

JAIN, A. K.; MALTONI, D. **Handbook of Fingerprint Recognition**. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2003. ISBN 0387954317.

JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. **An introduction to biometric recognition**. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2004. v. 14, p. 4–20, 2004.

KAKADIARIS, I. A. et al. **Threedimensional face recognition in the presence of facial expressions: An annotated deformable model approach**. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2007. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 29, n. 4, p. 640–649, abr. 2007. ISSN 0162-8828. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1017>>.

KANADE, T. **Picture processing system by computer complex and recognition of human faces**. In: doctoral dissertation, Kyoto University. [S.l.: s.n.], 1973.

KINECT sensor components. 2010. Disponível em: <<http://support-xbox.com/en-US/xbox-360/kinect-/kinect-sensor-components>>. Acesso em: 5 nov. 2012.

LEI, Y.; BENNAMOUN, M.; EL-SALLAM, A. A. **An efficient 3d face recognition approach based on the fusion of novel local low-level features**. Pattern Recognition, 2013. v. 46, n. 1, p. 24–37, 2013.

LI, B. et al. **Using kinect for face recognition under varying poses, expressions, illumination and disguise**. In: Applications of Computer Vision (WACV), 2013 IEEE Workshop on. [S.l.: s.n.], 2013. p. 186–192. ISSN 1550-5790.

LI, S. Z.; JAIN, A. K. (Ed.). **Handbook of Face Recognition**, 2nd Edition. Springer, 2011. ISBN 978-0-85729-931-4. Disponível em: <<http://dblp.uni-trier.de/db/books/daglib/0027896.html>>.

MIAN, A.; BENNAMOUN, M.; OWENS, R. **An efficient multimodal 2d-3d hybrid approach to automatic face recognition**. IEEE Trans. Pattern Anal.

Mach. Intell., 2007. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 29, n. 11, p. 1927–1943, nov. 2007. ISSN 0162-8828. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1105>>.

OJALA, T.; PIETIKÄINEN, M.; HARWOOD, D. **A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions.** Pattern Recognition, 1996. v. 29, n. 1, p. 51–59, 1996.

OJALA, T.; PIETIKAINEN, M.; MAENPAA, T. **Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns.** Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2002. v. 24, n. 7, p. 971–987, 2002. ISSN 0162-8828.

PRABHAKAR, S.; PANKANTI, S.; JAIN, A. **Biometric recognition: Security and privacy concerns.** IEEE Security and Privacy, 2003. IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, v. 1, p. 33–42, 2003. ISSN 1540-7993.

RODRIGUEZ, Y.; MARCEL, S. **Face authentication using adapted local binary pattern histograms.** In: 9th European Conference on Computer Vision (ECCV). [S.l.: s.n.], 2006. IDIAP-RR 06-06.

SHPUNT, A.; ZALEVSKY, Z. **Depthvarying light fields for three dimensional sensing.** Google Patents, 2008. US Patent App. 11/724,068. Disponível em:<<https://www.google.com/patents/US20080106746>>.

STOWERS, J.; HAYES, M.; BAINBRIDGESMITH, A. **Altitude control of a quadrotor helicopter using depth map from Microsoft kinect sensor.** In: Mechatronics (ICM), 2011 IEEE International Conference on. [S.l.: s.n.], 2011. p. 358 –362.

TURK, M.; PENTLAND, A. **Eigenfaces for recognition.** J. Cognitive Neuroscience, 1991. MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 3, n. 1, p. 71–86, jan. 1991. ISSN 0898-929X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1162/jocn.1991.3.1.71>>.

WAYMAN, J. **Technical testing and evaluation of biometric identification devices.** In: JAIN, A.; BOLLE, R.; PANKANTI, S. (Ed.). Biometrics. [S.l.]: Springer US, 2002. p. 345–368. ISBN 978-0-387-28539-9.

ZHAO, W. et al. **Face recognition: A literature survey.** ACM Comput. Surv., 2003. ACM, New York, NY, USA, v. 35, n. 4, p. 399–458, dez. 2003. ISSN 0360-0300. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/954339.954342>>.

ZOLLHÖFER, M. et al. **Automatic reconstruction of personalized avatars from 3d face scans.** Comput. Animat. Virtual Worlds, 2011. John Wiley and Sons Ltd., Chichester, UK, v. 22, n. 2-3, p. 195–202, abr. 2011. ISSN 1546-4261. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/cav.405>>.

João Baptista Cardia Neto é mestrando em Ciência da computação pela Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP). Possui graduação em Bacharelado em Ciência da Computação pelo Centro Universitário Euripedes de Marília (2010). Atuou como docente dos cursos técnicos de Informática para Internet e Informática no Centro Paula Souza. Atualmente desenvolve trabalhos nos seguintes temas: Biometria, Reconhecimento de Faces 3D.

Aparecido Nilceu Marana é doutor em Engenharia Elétrica pela Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP. Realizou estágio de pós-doutorado na Michigan State University, East Lansing, MI, USA, no período de agosto de 2004 a julho de 2005, com o Professor Anil K. Jain, na área de Biometria. Foi chefe do Departamento de Computação, da Faculdade de Ciências, Unesp, Bauru, no período de julho de 2002 a julho de 2004. Foi coordenador dos cursos de pós-graduação lato-sensu, CEInfo e CETI, da Faculdade de Ciências, Unesp, Bauru, nos anos de 2000, 2001, 2006 e 2007. Foi presidente do Grupo de Avaliação Local da Faculdade de Ciências, Unesp, Bauru, no processo de Avaliação Institucional da Unesp, durante o triênio 2006-2008. Foi coordenador do Curso de Bacharelado em Ciência da Computação, Unesp, Bauru, no período de abril de 2008 a abril de 2010. Atualmente, é coordenador do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Unesp.