

7.1 Considerações Finais

A recuperação de imagens de faces humanas ainda apresenta muitos desafios a serem superados. Um deles é a extração e seleção das melhores características a partir de um domínio de imagens que permitam caracterizá-las mediante uma seqüência pequena de valores numéricos, reduzindo a dimensionalidade dos vetores de busca.

Neste trabalho, foram estudadas técnicas de extração de características em imagens através da transformada *wavelet e PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)] e *wavelet e IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)], sendo que o domínio de objetos correspondeu a imagens de faces humanas. O enfoque foi sobre as técnicas de caracterização de imagens aproveitando os espaços de *wavelet* gerados após aplicar os filtros de *Haar, Daubechies, Symlet, Coiflet, Biorthogonal e Reverse Biorthogonal*, para assim, montar o vetor de características e logo após utilizar as técnicas *PCA* [KIM, K. A., et al (2004)] e *IMPCA* [WANG, L., et al. (2004)] para melhorar a discriminação na recuperação destas imagens. Esses estudos culminaram na realização de testes para se determinar a melhor *wavelet* e a melhor técnica de redução de dimensionalidade, ou seja, o *PCA* [CHEN, F. C. et al. (2003)] ou o *IMPCA* [YANG, J. & YANG, Y. s. (2001)] para a realização da extração do vetor de características. Com base nesses resultados podemos determinar o melhor conjunto de técnicas; *wavelet e PCA* ou *wavelet e IMPCA*, para a recuperação de imagens de faces humanas. Nos primeiros

testes utilizou-se as transformadas *wavelets* somente (Haar, Daubechies, Symlet, Coiflet, Biorthogonal e Reverse Biorthogonal) na recuperação das imagens similares.

No segundo teste foi utilizada a base de imagens *Stirling* com 504 imagens e as técnicas *wavelet e PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)] e *wavelet e IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)], sendo as *wavelets* às mesmas do primeiro teste. Em seqüência para o terceiro teste foi utilizada a base *Essex* (2640 imagens), com as mesmas transformadas *wavelets*, *PCA* [DUNTEMAN, H. G. (1989)] e *IMPCA* [WANG, L. et al. (2004)].

Tendo em vista que somente a transformada direta é realizada (não se utiliza a transformada inversa), as características dos filtros de análise devem ser levadas em consideração. Elas são as seguintes:

- **Haar:** Filtro do tipo *FIR (Finite Impulse Response)* com fase linear e resposta em frequência bastante distante da ideal (devido ao suporte 2).
- **Daubechies:** Filtro do tipo *FIR (Finite Impulse Response)* com fase não linear e resposta em frequência tendendo a ideal à medida que o suporte aumenta. Possui $n/2$ momentos nulos, sendo n o suporte dos filtros de análise.
- **Coiflet e Symlet:** Filtros do tipo *FIR (Finite Impulse Response)* com fase quase linear e resposta em frequência tendendo a ideal à medida que o suporte aumenta.
- **Biorthogonal e Reverse Biorthogonal:** Filtros *IIR (Infinite Impulse Response)* e fase próxima a linear. Resposta em frequência muito boa, próxima a ideal.

Os tipos de *wavelets* estão associados à aplicação. A escolha da *wavelet* mãe é importantíssima, pois *wavelets* mais suaves indicam melhor resolução em frequência que *wavelets* que possuem variações bruscas, ou descontinuidades, como por exemplo, a *wavelet* de Haar. Regras de construção de *wavelets* estão sendo propostas por vários pesquisadores, segundo as restrições e necessidades que cada aplicação específica impõe. Isto nos leva a concluir que podemos gerar uma infinidade de *wavelets* diferentes e particularmente construir um conjunto de *wavelets* adequado ao processamento de um tipo de sinal ou aplicação específica, levando à obtenção de resultados melhores.

Há diferentes tipos de famílias de funções *wavelets*, cujas qualidades variam de acordo com diversos critérios. Um dos aspectos relevantes é o comprimento das funções *wavelet* (também chamado de “suporte”), bem como de convergência para zero dessa

função à medida que o tempo (ou a frequência no caso das transformadas) tende para infinito, quantifica a capacidade de localização da função (no tempo ou na frequência). Outro aspecto importante é a simetria, especialmente porque é desejável evitar a perda de fase do sinal analisado.

Se desejarmos que as *wavelets* sejam úteis para análise de sinais regulares e suaves, é necessário impor condições sobre os filtros associados a elas, além das exigências da capacidade de reconstrução perfeita e da preservação de energia. Condições impostas sobre o grau de regularidade da *wavelet*, sua taxa de decaimento no infinito e seu número de momentos nulos, irão habilitá-las a melhor analisarem um maior número de classes de sinais e funções, bem como produzirem melhores resultados e desempenho. O índice m em si corresponde ao número de coeficientes que os filtros associados possuem, que também é o número de derivadas nulas do filtro associado a função escaladora em $w = p$ (o filtro tem um zero em $w = p$ de ordem $N-1$). Por exemplo, a *wavelet* de Daubechies Db4 possui 2 momentos nulos, e os filtros associados possuem 4 zeros em $w = p$, e 4 coeficientes.

O grau de regularidade da *wavelet* e a sua taxa de decaimento é governada pelo número de momentos nulos que apresenta. Esta propriedade é importante para deduzir as propriedades de aproximação da *wavelet* nos espaços de multiresolução. Momentos nulos também impõem uma condição necessária para que as *wavelets* sejam N vezes diferenciáveis.

Vários textos abordam questões sobre ortogonalidade, biortogonalidade, simetria, suporte compacto, suavidade, regularidade e extensão dos filtros *wavelets*, analisando vantagens e desvantagens de cada família de *wavelets* em aplicações específicas [DAUBECHIES, I. (1992)], [JAWERTH, B. & SWELDENS, W. (1994)], [MEYER, Y. (1993)], [PERLIN, K. & VELHO, L. (1994)], [STRANG, G. & NGUYEN, T. (1996)], [VETTERLI, M. & HERLEY, C. (1992)], [WICKERHAUSER, M. V. (1994)].

7.2 Conclusões

7.2.1 Recuperação das imagens utilizando a técnica *Wavelet*

Para cada configuração escolhida, isto é o tipo de *wavelet* (por exemplo Haar ou Daubechies), sua resolução de imagem (16x16), (32x32) ou (64x64) e o tamanho do

suporte do filtro, foram realizados, 4896 testes de casamento de imagens (153 imagens do Banco2 contra 32 imagens do Banco1).

Para a maioria dos filtros as resoluções mais baixas (16x16) tem uma taxa de reconhecimento maior.

Isto ocorre devido ao fato que a menor resolução (16x16) é na verdade o 3º nível da transformada, ou seja, esses filtros tem menor poder de seletividade. Na verdade são filtros que tem a resposta em frequência distante da resposta em frequência dos filtros ideais, que seriam os que tem maior poder de seletividade, portanto as baixas frequências são contaminadas com as altas frequências, que são componentes importantes para a recuperação de imagens de faces humanas. Na Tabela 7.1 e na Figura 7.1 pode-se observar os resultados referente a este teste.

Wavelet / Resolução	16x16	32x32	64x64
Haar	96,73 %	95,42 %	91,50 %
Daubechies	95,42 %	94,11 %	93,46 %
Coiflet	96,73 %	95,42 %	94,77 %
Symlet	96,07 %	95,42 %	93,46 %
Biorthogonal	96,73 %	95,42 %	93,46 %
Reverse Biorthogonal	96,73 %	96,07 %	94,77 %

Tabela 7.1 – Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Stirling* e a técnica *Wavelet*.

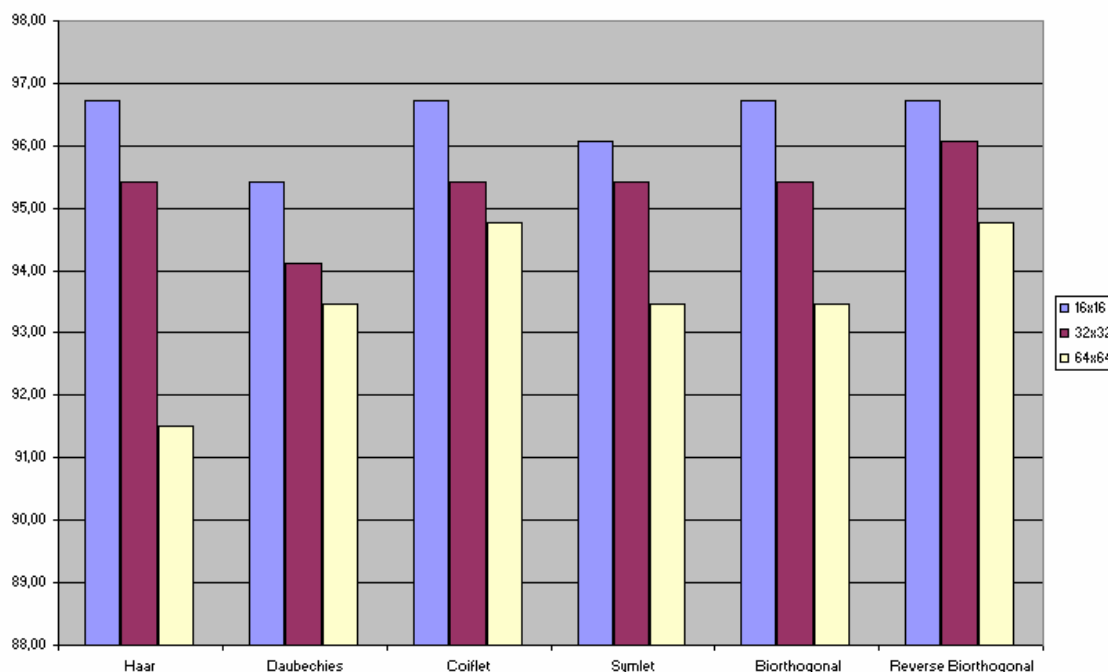


Figura 7.1: Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Stirling* e a técnica *Wavelet*.

7.2.2 Recuperação das imagens utilizando a técnica *Wavelet* e *PCA* e a técnica *Wavelet* e *IMPCA*.

Os resumos dos melhores resultados mostrados através das Tabelas 7.2, 7.3, 7.4, 7.5 e das Figuras 7.2, 7.3, 7.4, 7.5, sendo que foram realizados 5 testes para cada *wavelet* para se obter as médias.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Haar	98,2143 %	96,1310 %
Daubechies	98,5111 %	96,1888 %
Symlet	98,4111 %	96,1639 %
Coiflet	98,2143 %	95,9987 %
Biorthogonal	98,6111 %	96,5756 %
Reverse Biorthogonal	98,6111 %	96,0979 %

Tabela 7.2 – Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Stirling* e a técnica *Wavelet* e *PCA*.

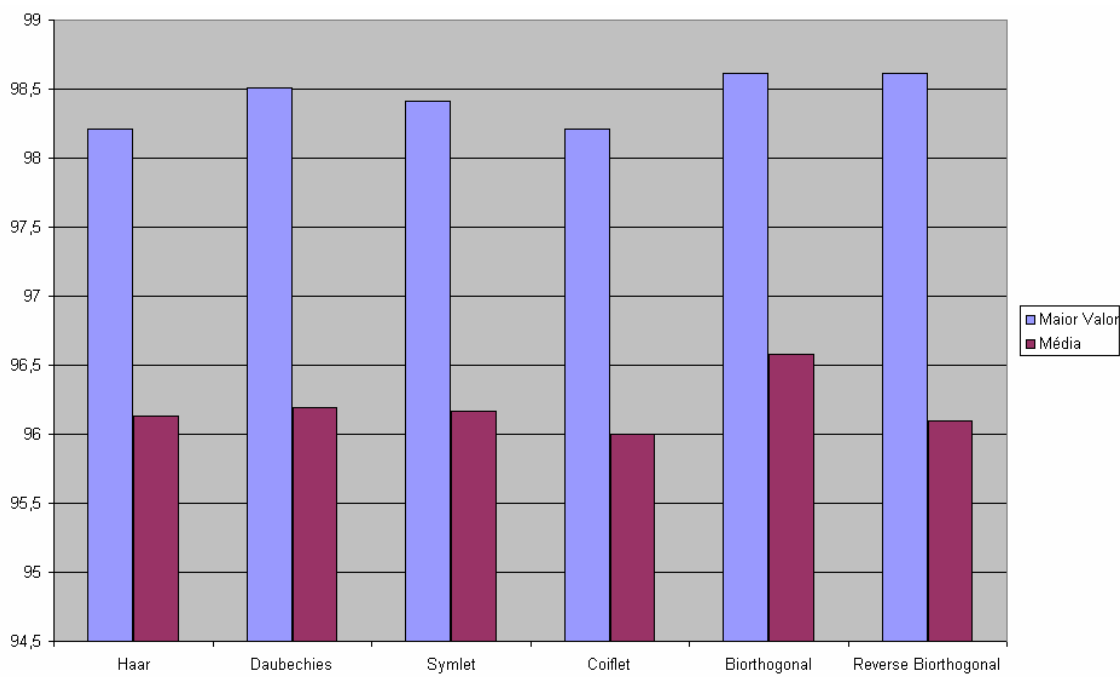


Figura 7.2: Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Stirling* e a técnica *Wavelet* e *PCA*.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Haar	99,0079 %	95,7341 %
Daubechies	99,6032 %	95,9821 %
Symlet	98,8111 %	95,5361 %
Coiflet	98,8095 %	95,4530 %
Biorthogonal	99,8095 %	97,1581 %
Reverse Biorthogonal	99,8095 %	96,2321 %

Tabela 7.3 – Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Stirling* e a técnica *Wavelet* e *IMPCA*.

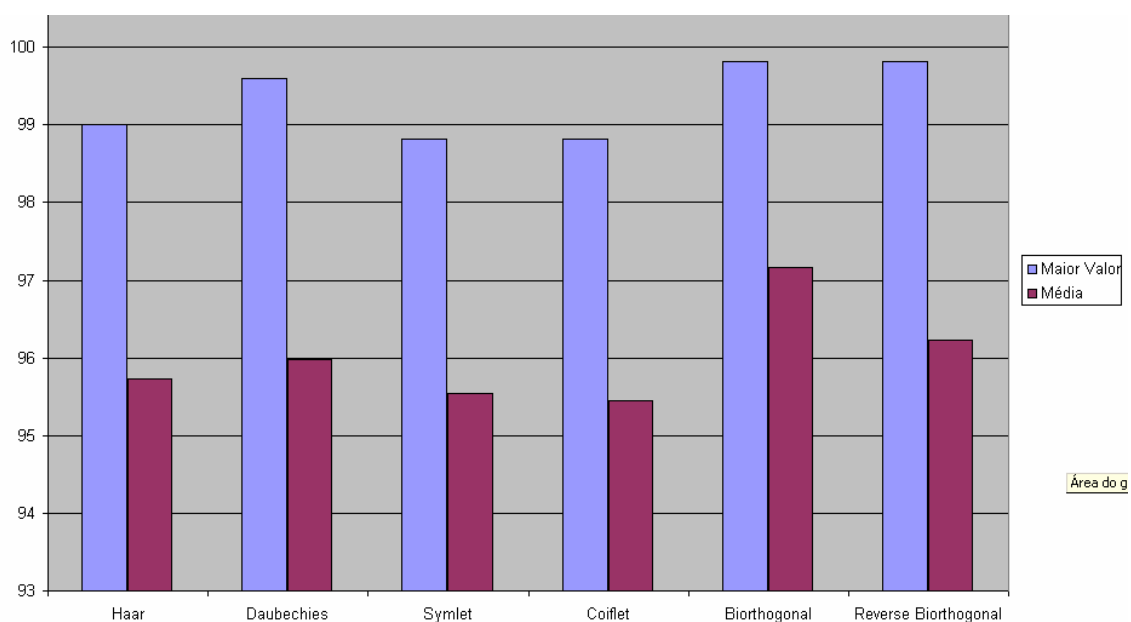


Figura 7.3: Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Stirling* e a técnica *Wavelet* e *IMPCA*.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Haar	99,8664 %	99,8101 %
Daubechies	99,9242 %	99,8769 %
Symlet	99,8864 %	99,8675 %
Coiflet	99,9042 %	99,8639 %
Biorthogonal	99,9442 %	99,8932 %
Reverse Biorthogonal	99,9442 %	99,8836 %

Tabela 7.4 – Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Essex* e a técnica *Wavelet* e *PCA*.

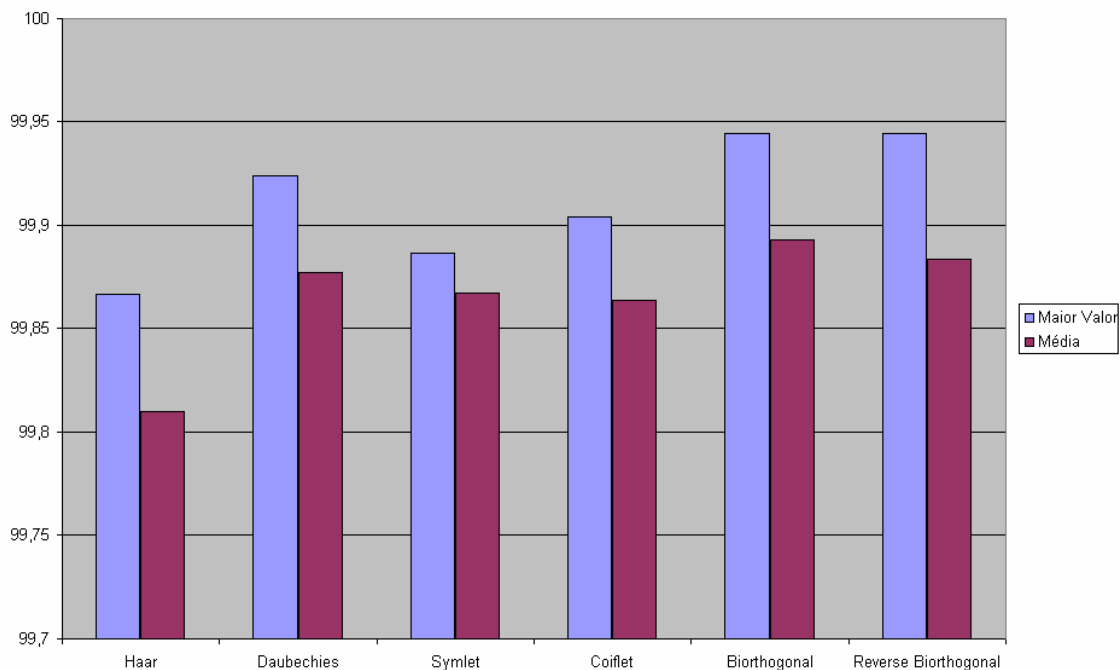


Figura 7.4: Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Essex* e a técnica *Wavelet* e *PCA*.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Haar	99,8864 %	99,8485 %
Daubechies	99,9921 %	99,9166 %
Symlet	99,9621 %	99,9021 %
Coiflet	99,9621 %	99,8832 %
Biorthogonal	100 %	99,9242 %
Reverse biorthogonal	100 %	99,9495 %

Tabela 7.5 – Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Essex* e a técnica *Wavelet* e *IMPCA*.

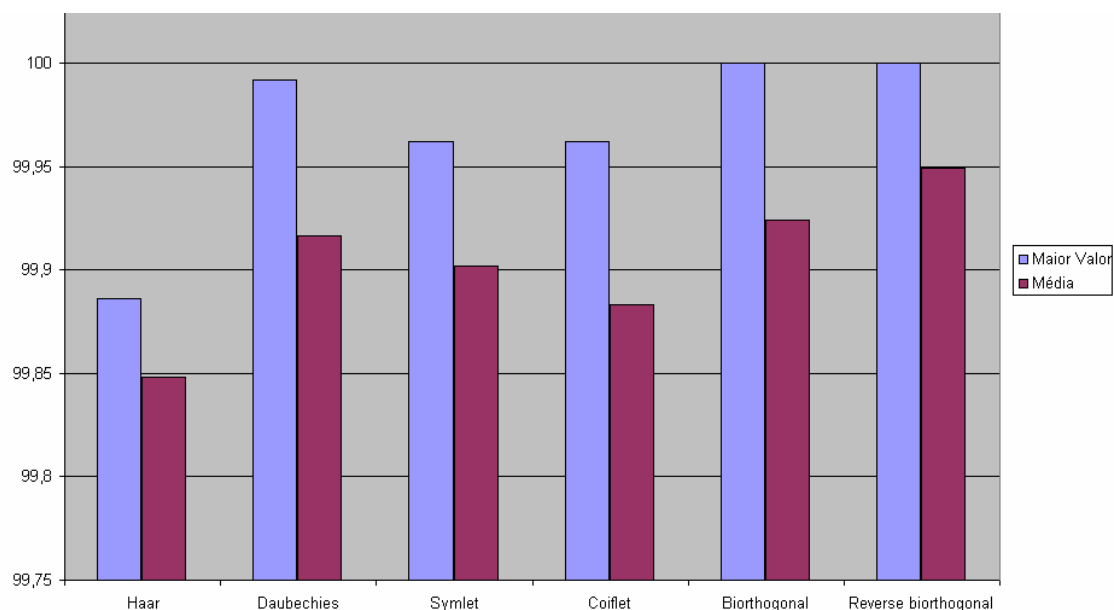


Figura 7.5: Resumo dos melhores resultados referente à base de imagens *Essex* e a técnica *Wavelet* e *PCA*.

Como conclusão final deste trabalho de mestrado, foi apurado de acordo com as bases de imagens de faces humanas *Stirling* e *Essex* que os melhores resultados ocorreram na base de imagens *Essex*, pois apesar de possuir mais imagens que a *Stirling* a *Essex* acaba sendo uma base mais homogênea que a *Stirling*. Concluí-se também que a melhor *wavelet* é a *Biorthogonal* e que o melhor método estatístico de redução de dimensionalidade é o *IMPCA*, a através das tabelas 7.6, 7.7, 7.8, 7.9 pode-se verificar estes resultados:

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Biorthogonal	98,6111 %	96,5756 %

Tabela 7.6 – Melhor resultado referente à base *Stirling*, técnica *Wavelet* e *PCA*.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Biorthogonal	99,8095 %	97,1581 %

Tabela 7.7 – Melhor resultado referente à base *Stirling*, técnica *Wavelet* e *IMPCA*.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Biorthogonal	99,9442 %	99,8932 %

Tabela 7.8 – Melhor resultado referente à base *Essex*, técnica *Wavelet* e *PCA*.

Wavelet	Melhor Resultado	Média
Biorthogonal	100 %	99,9432 %

Tabela 7.9 – Melhor resultado referente à base *Essex*, técnica *Wavelet* e *IMPCA*.

A explicação para o fato dos melhores resultados obtidos nos testes serem para as *wavelets Biorthogonal* e *Reverse Biorthogonal*, pois os filtros apresentam resposta em frequência próxima à ideal, ou seja, tem suporte infinito – *Infinite Impulse Response* e fase próxima à linear, evitando assim que os conteúdos das imagens sejam deslocados entre sub-bandas adjacentes. A família de *Daubechies* está em segundo lugar em termos de classificação. Isto ocorre possivelmente, devido ao fato desses filtros apresentarem boa resposta em frequência à medida que o tamanho do suporte aumenta. A fase desses filtros, que a princípio é não linear, pode ser considerada linear por partes, daí não levando a deslocamentos consideráveis entre sub-bandas adjacentes.

Em relação às técnicas *PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)] e *IMPCA*, primeiramente temos que o *IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)] tem vantagens em relação ao *PCA*, pois há uma melhor discriminação entre as imagens utilizando o *IMPCA* em relação ao *PCA*, devido ao fato que no *IMPCA* as imagens são representadas com um número maior de coeficientes, pois o mesmo possui uma matriz de características que representa muito melhor a imagem e não somente um vetor de características como acontece com o *PCA*. Não foi o enfoque deste trabalho medir o menor tempo de busca entre as técnicas, mas segundo Yang [YANG, J., et al. (2001)] o *IMPCA* possui um melhor resultado neste quesito do que o *PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)], isto ocorre devido ao fato que o *IMPCA* trabalha com matriz de covariância menor do que a do *PCA* tradicional fazendo com que o tempo de processamento para o *IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)] seja reduzido em relação ao *PCA*.

Em segundo lugar tem-se um melhor resultado em termos de taxa de recuperação para o *IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)]. Este fato ocorre devido o *IMPCA*

possuir uma matriz de covariância formada com mais precisão do que a matriz de covariância do *PCA* tradicional, ou seja, o *PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)] é baseado em vetor de características e o *IMPCA* é baseado em matriz de características, isto resulta em maior quantidade de informação para representação da imagem, pois em um vetor de características há sempre um processo de perda de informação que podem ser importantes no processo de recuperação de imagens por conteúdo.

7.3 Contribuições deste estudo

Este trabalho contribuiu para a evolução do estado da arte de sistemas de reconhecimento de imagens de faces humanas nos seguintes aspectos:

- Considerando-se a necessidade de caracterizar imagens o trabalho foi estendido para aplicar outros filtros (além dos de Haar e Daubechies), encontrando-se qual a melhor *wavelet*.
- Mostrou-se o grande potencial das transformadas *wavelet* como uma ferramenta na análise e visualização de imagens de faces humanas.
- Foram comparados dois métodos de redução de dimensionalidade, o *PCA* e o *IMPCA*.
- Utilizou-se em conjunto as técnicas *wavelet* e *PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)] e *wavelet* e *IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)].
- Os algoritmos das técnicas *wavelet* e *PCA* e *wavelet* e *IMPCA* foram desenvolvidos utilizando a ferramenta MATLAB.
- Foi desenvolvido um software com a ferramenta *Borland C++ Builder 6* denominado *FACE MATCH*, no qual possibilita a extração de características através de *wavelets*.

7.4 Pesquisas futuras

Tópicos que podem ser tratados em trabalhos futuros:

- Os testes foram realizados utilizando somente a distância Euclidiana. Seria de grande valia um estudo comparativo entre outras funções de distâncias baseadas no vetor de características gerado pelas *wavelets*.

- Um outro estudo interessante seria comparar os resultados obtidos neste trabalho de mestrado com outros resultados encontrados na literatura que utilizem técnicas e bases de imagens similares.
- Os testes não foram realizados medindo-se o tempo de processamento e sim somente a taxa de recuperação das técnicas comparadas. Um trabalho futuro poderia medir o tempo de processamento destas duas técnicas *wavelets* e *PCA* [TURK, M.A. & PENTLAND, A.P. (1991)] e *wavelets* e *IMPCA* [YANG, J., et al. (2001)].
- Integração dos vetores de características com um banco de dados no qual a busca seja realizada através de uma árvore de indexação métrica, poderia ser utilizada a árvore *Slim-Tree* [TRAINA, C. et al. (2000)], para otimização do tempo de busca do sistema de recuperação de imagens baseada em conteúdo.
- Montar vetores de características que caracterizem cada uma das regiões da face em separado, ou seja, vetores de características separados para o nariz, para os olhos e para a boca de uma determinada face a ser pesquisada. Junto a isto projetar uma métrica que permita fazer as comparações e recuperar as imagens mais similares relativo a esta face a ser pesquisada em um banco de imagens de faces humanas.
- Além da utilização da técnica de *wavelets* e *PCA* [DUNTEMAN, H. G. (1989)] e *wavelets* e *IMPCA* [WANG, L. et al. (2004)] como foi feito neste trabalho, pode-se verificar as técnicas *wavelets* e *ICA* ou então *wavelets* e *LDA*, na recuperação de imagens de faces humanas.