
Implementação dos Algoritmos e Resultados

6.1 Considerações Iniciais

Diversas situações foram exploradas neste trabalho visando analisar qual seria a *wavelet* mais adequada para sistemas de extração de características de imagens de faces humanas. Além da análise das *wavelets*, foram utilizados, a *PCA* [TURK, M. A. & PENTLAND, A. P. (1991)] e a *IMPCA* [YANG, J., et al. (2004)] com o objetivo de determinar qual das duas técnicas possui melhor resultado para sistemas de extração de características de imagens de faces humanas, de acordo com as características das bases de imagens utilizadas.

Esses estudos culminaram na realização de testes práticos com algumas técnicas de caracterização baseadas nas imagens de faces humanas. Foram utilizadas as seguintes transformadas; *Haar*, *Daubechies*, *Symlet*, *Coiflet*, *Biorthogonal* e *Reverse Biorthogonal* para a geração do vetor de características.

Foram realizadas 3 baterias de testes. Na primeira utilizou-se a base de imagens *Stirling* com dois bancos de imagens separados, um contendo 32 imagens de faces humanas contra o segundo banco de imagens contendo 153 imagens que são variações das 32 imagens do primeiro banco. Nestes testes estudou-se somente a aplicação da técnica *wavelet* para a extração de características.

Na segunda bateria de testes utilizou-se duas técnicas em conjunto, *wavelet* e *PCA* [YANG, J. & YANG, Y. S. (2001)] e *wavelet* e *IMPCA* [CHEN, F. C. et al.

(2003)]. Nestes testes foi utilizada a base *Stirling* com 504 imagens, que possuem diferença de iluminação, de expressões faciais diferentes e de inclinação de cabeça entre (-10 a 10 graus), além de apresentarem ruído gaussiano.

A terceira bateria de testes utilizou a base de imagens *Essex* com 2640 imagens. Também foram utilizadas duas técnicas em conjunto: *wavelet* e *PCA* [DUNTEMAN, H. G. (1989)] e *wavelet* e *IMPCA* [WANG, L. et al. (2004)], objetivando verificar qual a deles apresentou melhor desempenho.

6.2 Implementação dos Algoritmos

Os algoritmos desta seção foram implementados em MATLAB 6.5.

6.2.1 Algoritmo de extração de características baseado na transformada *Wavelet* para a primeira bateria de testes

O algoritmo usado para a extração de características de imagens de faces humanas para esta bateria de testes foi dividido em dois estágios visando melhorar o desempenho de processamento:

Estágio 1:

- (1) Padronização das imagens. As imagens são redimensionadas para 128x128 *pixels*.
- (2) A transformada *wavelet* é aplicada sobre a base de imagens (imagens de faces humanas), resultando em sub-imagens com menor resolução espacial.

Estágio 2:

- (1) Padronização das imagens. Nesta fase a imagem é redimensionada para 128x128 *pixels*.
- (2) A transformada *wavelet* é aplicada a uma imagem desconhecida (imagem de face humana).
- (3) A distância Euclidiana é calculada, entre a imagem desconhecida e as imagens da base.
- (4) A imagem desconhecida é recuperada através da menor distância.

6.2.2 Algoritmo de extração de características baseado na transformada *Wavelet* e na técnica *PCA* para a segunda e a terceira bateria de testes para a base de imagens *Stirling*.

- 1 – As imagens são carregadas na memória.
- 2- As imagens são redimensionadas para 128 x 128 *pixels*.
- 3- As imagens são agrupadas em classes. Nesta experiência foram definidas 28 classes, ou seja, 28 pessoas diferentes com 18 imagens por classe.
- 4- Vetores associados a cada classe são criados e seus conteúdos variados em uma seqüência aleatória de 1 até 18, representando as 18 imagens por classe. Esses vetores tem o objetivo de criar variação na ordem de execução do teste com a utilização do conjunto de treinamento; a cada vez que for executado o algoritmo a seqüência do conjunto de treinamento a ser testada é gerada aleatoriamente.
- 5- A transformada *wavelet* é aplicada a cada imagem da base.
- 6- Os coeficientes de aproximação são guardados como vetores de características das imagens. Estes vetores são também chamados de assinatura da imagem.
- 7- A matriz de covariância é então gerada.
- 8- São calculados os auto-vetores a partir dos autovalores.
- 9 – Os auto-vetores são ordenados em relação aos maiores auto- valores associados.
- 10- Realiza-se a projeção das imagens no novo espaço gerado (espaço de faces).
- 11- Calcula-se a média de cada classe.
- 12- Monta-se a base de imagens que será submetida ao reconhecimento (no caso toda a base de imagens é submetida ao reconhecimento).
- 13- As variáveis controladoras de acertos são zeradas.
- 14- Projeta-se as médias de classes que foram calculadas anteriormente neste novo subespaço.
- 15- Calcula-se a distância Euclidiana entre cada imagem da base que foi projetada neste novo subespaço *PCA* com a média das classes que também foram projetadas neste novo subespaço *PCA*.
- 16 – A distância resultante é comparada com cada classe e no caso a que for menor será então considerada a imagem mais similar àquela imagem consulta que está sendo submetida a busca por similaridade naquele determinado momento.
- 17- A variável de acerto que representa aquela determinada classe então é acrescida de uma unidade, lembrando que para cada classe existe uma variável de acerto

correspondente. No caso desta experiência como são 28 classes tem-se 28 variáveis acertos que controlam quantos acertos o sistema está realizando em cada uma das classes.

18 – A taxa de similaridade é calculada: taxa = (soma de acertos / total de imagens da base) * 100.

6.2.3 Algoritmo de extração de características baseado na transformada *Wavelet* e na técnica *PCA* para a segunda e a terceira bateria de testes para a base de imagens Essex.

- 1 – As imagens são carregadas na memória.
- 2- As imagens são redimensionadas para 128 x 128 *pixels*.
- 3- As imagens são agrupadas em classes. Nesta experiência foram definidas 50 classes, ou seja, 50 pessoas diferentes com 20 imagens por classe.
- 4- Vetores associados a cada classe são criados e seus conteúdos variados em uma seqüência aleatória de 1 até 20, representando as 20 imagens por classe. Esses vetores tem o objetivo de criar variação na ordem de execução do teste com a utilização do conjunto de treinamento; a cada vez que for executado o algoritmo a seqüência do conjunto de treinamento a ser testada é gerada aleatoriamente.
- 5- A transformada *wavelet* é aplicada a cada imagem da base.
- 6- Os coeficientes de aproximação são guardados como vetores de características das imagens. Estes vetores são também chamados de assinatura da imagem.
- 7- A matriz de covariância é então gerada.
- 8- São calculados os auto-vetores a partir dos autovalores.
- 9 – Os auto-vetores são ordenados em relação aos maiores auto- valores associados.
- 10- Realiza-se a projeção das imagens no novo espaço gerado (espaço de faces).
- 11- Calcula-se a média de cada classe.
- 12- Monta-se a base de imagens que será submetida ao reconhecimento (no caso toda a base de imagens é submetida ao reconhecimento).
- 13- As variáveis controladoras de acertos são zeradas.
- 14- Projeta-se as médias de classes que foram calculadas anteriormente neste novo subespaço.

15- Calcula-se a distância Euclidiana entre cada imagem da base que foi projetada neste novo subespaço *PCA* com a média das classes que também foram projetadas neste novo subespaço *PCA*.

16 – A distância resultante é comparada com cada classe e no caso a que for menor será então considerada a imagem mais similar àquela imagem consulta que está sendo submetida a busca por similaridade naquele determinado momento.

17- A variável de acerto que representa aquela determinada classe então é acrescida de uma unidade, lembrando que para cada classe existe uma variável de acerto correspondente. No caso desta experiência como são 50 classes tem-se 50 variáveis acertos que controlam quantos acertos o sistema está realizando em cada uma das classes.

18 – A taxa de similaridade é calculada: taxa = (soma de acertos / total de imagens da base) * 100.

6.2.4 Algoritmo de extração de características baseado na transformada *Wavelet* e na técnica *IMPCA* para a segunda e a terceira bateria de testes para a base de imagens *Stirling*.

1 – As imagens são carregadas na memória.

2- As imagens são redimensionadas para 128 x 128 *pixels*.

3- As imagens são agrupadas em classes. Nesta experiência foram definidas 28 classes, ou seja, 28 pessoas diferentes com 18 imagens por classe.

4- Vetores associados a cada classe são criados e seus conteúdos variados em uma seqüência aleatória de 1 até 18, representando as 18 imagens por classe. Esses vetores tem o objetivo de criar variação na ordem de execução do teste com a utilização do conjunto de treinamento; a cada vez que for executado o algoritmo a seqüência do conjunto de treinamento a ser testada é gerada aleatoriamente.

5- A transformada *wavelet* é aplicada a cada imagem da base.

6- Os coeficientes de aproximação são guardados como matrizes de características das imagens. Estas matrizes são também chamados de assinatura da imagem.

7- A matriz de covariância é então gerada.

8- São calculados os auto-vetores a partir dos auto-valores.

9– Os auto- vetores são ordenados em relação aos maiores auto- valores associados.

10- Realiza-se a projeção das imagens no novo espaço gerado (espaço de faces).

- 11- Calcula-se a média de cada classe.
- 12- Monta-se a base de imagens que será submetida ao reconhecimento (no caso toda a base de imagens é submetida ao reconhecimento).
- 13- As variáveis controladoras de acertos são zeradas.
- 14- Projeta-se as médias de classes que foram calculadas anteriormente neste novo subespaço.
- 15- Calcula-se a distância Euclidiana entre cada imagem da base que foi projetada neste subespaço *IMPCA* com a média das classes que também foram projetadas neste novo subespaço *IMPCA*.
- 16 – A distância resultante é comparada com cada classe e no caso a que for menor será então considerada a imagem mais similar àquela imagem consulta que está sendo submetida a busca por similaridade naquele determinado momento.
- 17- A variável de acerto que representa aquela determinada classe então é acrescida de uma unidade, lembrando que para cada classe existe uma variável de acerto correspondente. No caso desta experiência como são 28 classes tem-se 28 variáveis acertos que controlam quantos acertos o sistema está realizando em cada uma das classes.
- 18 – A taxa de similaridade é calculada: taxa = (soma de acertos / total de imagens da base) * 100.

6.2.5 Algoritmo de extração de características baseado na transformada *Wavelet* e na técnica *IMPCA* para a segunda e a terceira bateria de testes para a base de imagens Essex.

- 1 – As imagens são carregadas na memória.
- 2- As imagens são redimensionadas para 128 x 128 *pixels*.
- 3- As imagens são agrupadas em classes. Nesta experiência foram definidas 50 classes, ou seja, 50 pessoas diferentes com 20 imagens por classe.
- 4- Vetores associados a cada classe são criados e seus conteúdos variados em uma seqüência aleatória de 1 até 20, representando as 20 imagens por classe. Esses vetores tem o objetivo de criar variação na ordem de execução do teste com a utilização do conjunto de treinamento; a cada vez que for executado o algoritmo a seqüência do conjunto de treinamento a ser testada é gerada aleatoriamente.
- 5- A transformada *wavelet* é aplicada a cada imagem da base.

- 6- Os coeficientes de aproximação são guardados como matrizes de características das imagens. Estes vetores são também chamados de assinatura da imagem.
- 7- A matriz de covariância é então gerada.
- 8 - São calculados os auto-vetores a partir dos autovalores.
- 9 – Os auto-vetores são ordenados em relação aos maiores auto-valores associados.
- 10 - Realiza-se a projeção das imagens no novo espaço gerado (espaço de faces).
- 11- Calcula-se a média de cada classe.
- 12- Monta-se a base de imagens que será submetida ao reconhecimento (no caso toda a base de imagens é submetida ao reconhecimento).
- 13- As variáveis controladoras de acertos são zeradas.
- 14- Projeta-se as médias de classes que foram calculadas anteriormente neste novo subespaço.
- 15- Calcula-se a distância Euclidiana entre cada imagem da base que foi projetada neste subespaço *IMPCA* com a média das classes que também foram projetadas neste novo subespaço *IMPCA*.
- 16 – A distância resultante é comparada com cada classe e no caso a que for menor será então considerada a imagem mais similar àquela imagem consulta que está sendo submetida a busca por similaridade naquele determinado momento.
- 17- A variável de acerto que representa aquela determinada classe então é acrescida de uma unidade, lembrando que para cada classe existe uma variável de acerto correspondente. No caso desta experiência como são 50 classes tem-se 50 variáveis acertos que controlam quantos acertos o sistema está realizando em cada uma das classes.
- 18 – A taxa de similaridade é calculada: taxa = (soma de acertos / total de imagens da base) * 100.

6.3 Resultados

Os resultados foram obtidos utilizando um microcomputador com processador AMD 1.2 Mhz , 512 Mb de RAM e sistema operacional Windows XP Professional.

6.3.1 Resultados dos testes utilizando a técnica *wavelets* com a base de imagens *Stirling*

Dois bancos de imagens, Banco1 (Figura 6.1) e Banco2 (Figura 6.2), foram usados. O Banco1 consiste de 32 imagens (com diferentes faces) e todas com a pessoa em uma posição frontal e com um fundo homogêneo. O Banco2 consiste de 153 imagens diferentes das 32 faces do Banco1.

O Banco2 é formado por 153 imagens divididas em:

- 67 com diferentes expressões faciais de imagens do Banco1
- 64 imagens rotacionadas em ângulos variando de 10 à -10 graus, sendo 32 imagens com Ruído Gaussiano

O banco de imagens Banco2 faz um casamento de imagens com o banco de imagens Banco1. Para cada imagem do Banco2, há somente 1 (uma) e não mais que 1 (uma) imagem do Banco1 com o mesmo sujeito.

Se a primeira imagem recuperada do Banco1 é do mesmo sujeito do Banco2, então o casamento da imagem foi bem sucedido, caso contrário houve falha no processo.



Figura 6.1: Amostras de imagens do Banco de Imagens Banco1.



Figura 6.2: Amostras de imagens do Banco de Imagens Banco2.

Para comparar os diferentes resultados foram aplicadas diferentes transformadas *wavelet* (*Haar*, *Daubechies*, *Coiflet*, *Symlet*, *Biorthogonal* e *Reverse Biorthogonal*) e selecionando-se qual o número de momentos nulos da *wavelet* escolhida, menos para *Haar*, pois estes são padrões. Este número está ligado ao tamanho do suporte do filtro. Além disso, foram testadas diversas resoluções (16x16, 32x32 ou 64x64). Esta resolução nada mais é do que o nível de aplicação da transformada na imagem de forma recursiva, ou seja 16x16 é o 3º nível da transformada, 32x32 é o 2º nível da transformada e 64x64 é o 1º nível da transformada. Nas Figuras 6.3, 6.4, 6.5, 6.6, 6.7 e 6.8 são mostrados alguns resultados obtidos.

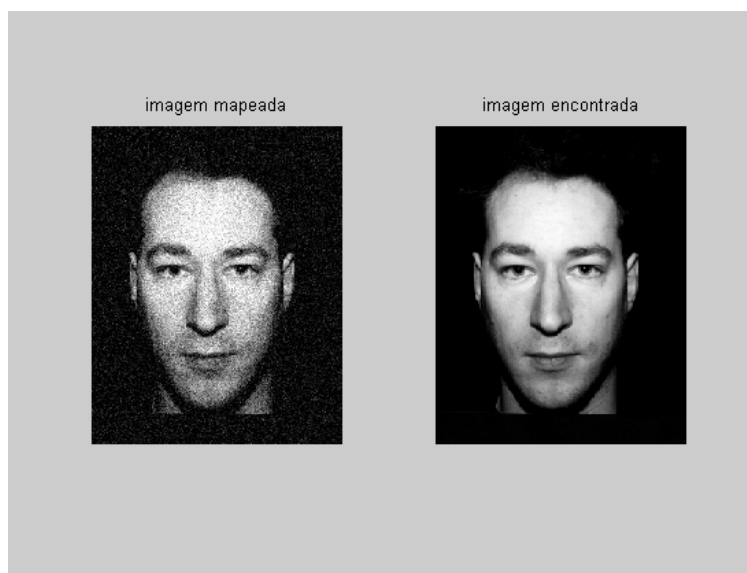


Figura 6.3: Exemplo de resultado positivo obtido utilizando o algoritmo com a transformada *wavelet* de *Haar* e com resolução 16x16.

As Figuras de 6.3 a 6.7 mostram casos de sucessos do algoritmo utilizando a transformada *wavelet* de *Haar* com a resolução da imagem 16x16. O significado de imagem mapeada é na verdade imagem busca e no caso da Figura 6.3 está com ruído gaussiano posicionada na figura à esquerda e a imagem encontrada está à direita.

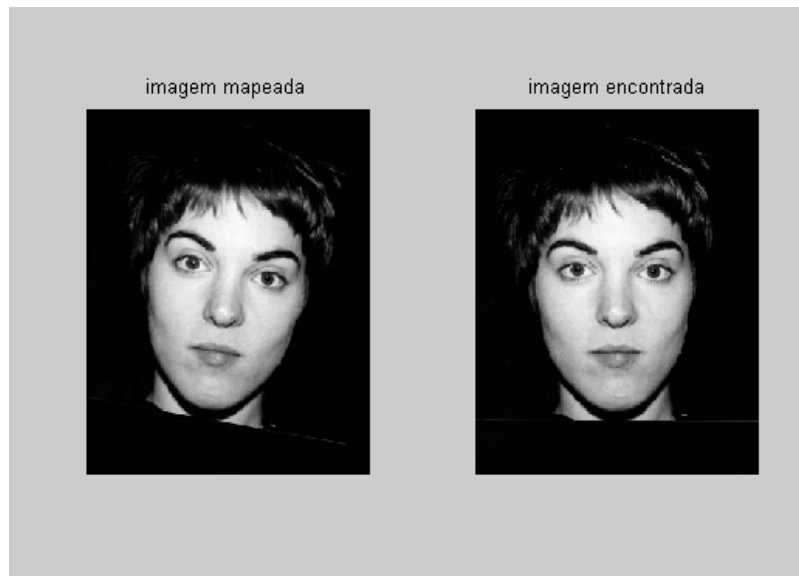


Figura 6.4: Exemplo de resultado positivo obtido utilizando o algoritmo com a transformada *wavelet* de *Haar* e com resolução 16x16.

Na Figura 6.4 a imagem de busca é a de uma face inclinada à direita e a imagem encontrada não possui inclinação.

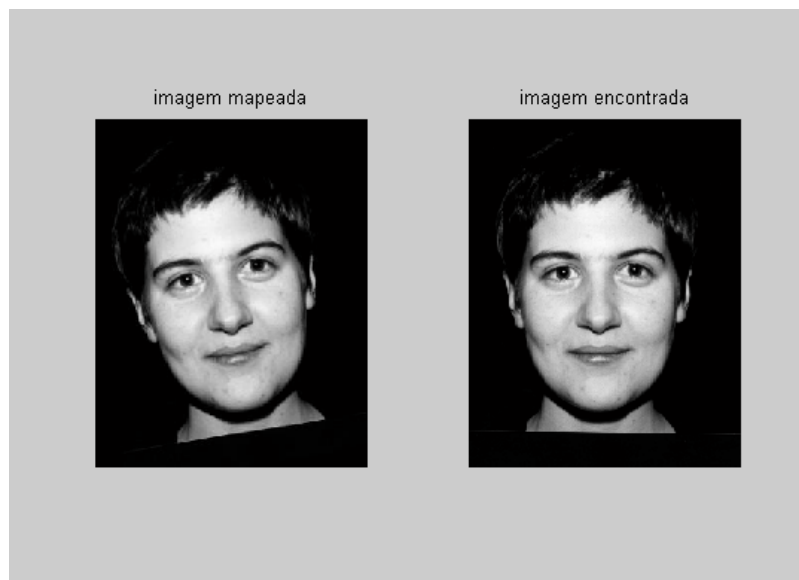


Figura 6.5: Exemplo de resultado positivo obtido utilizando o algoritmo com a transformada *wavelet* de *Haar* e com resolução 16x16.

Na Figura 6.5 a imagem inclinada à esquerda, que está do lado esquerdo da figura, localiza a imagem mostrada à direita da figura.

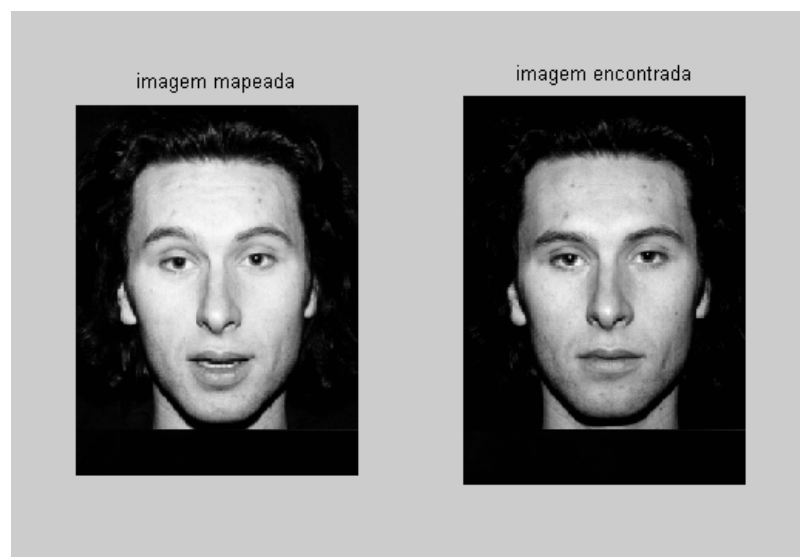


Figura 6.6: Exemplo de resultado positivo obtido utilizando o algoritmo com a transformada *wavelet* de Haar e com resolução 16x16.

As Figuras 6.6 e 6.7 mostram a imagem busca com expressão facial diferente da imagem encontrada à direita.

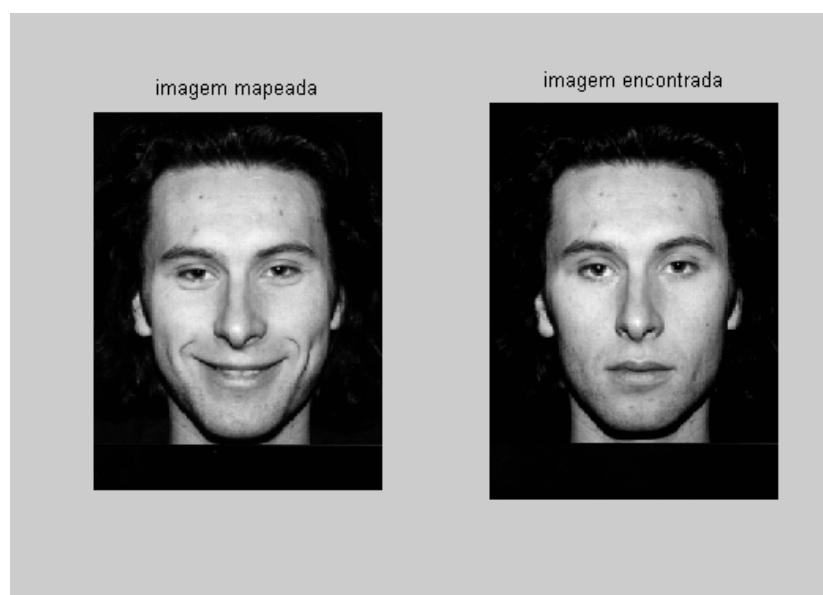


Figura 6.7: Exemplo de resultado positivo obtido utilizando o algoritmo com a transformada *wavelet* de Haar e com resolução 16x16.

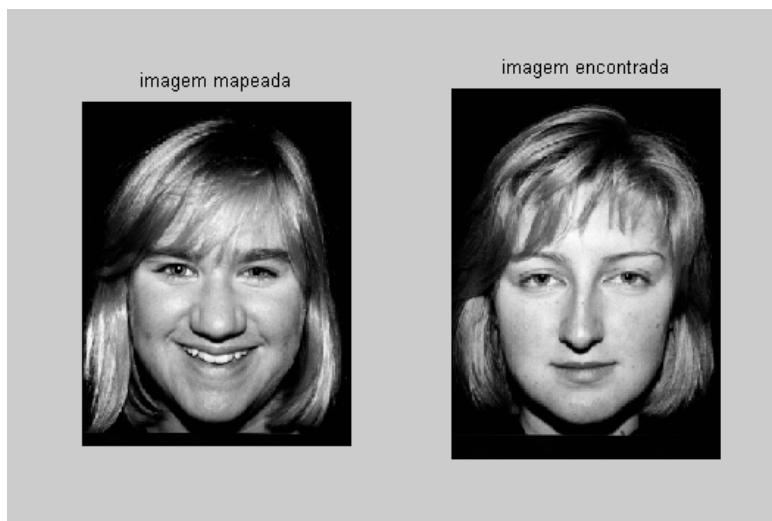


Figura 6.8: Exemplo de resultado negativo obtido utilizando o algoritmo com a transformada *wavelet* de *Haar* e com resolução 16x16.

A Figura 6.8 mostra um caso de falha do algoritmo utilizando a transformada *wavelet* de *Haar* com a resolução da imagem 16x16. Neste caso o algoritmo não conseguiu encontrar a pessoa correta, mas pode-se observar que as duas imagens tem algumas semelhanças.

A resolução é o nível da transformada no qual é aplicada a imagem, ou seja, nível 1 da transformada gera uma imagem de (64x64), nível 2 gera uma imagem de (32x32) e o nível 3 gera uma imagem de (16x16).

A taxa de recuperação é calculada da seguinte maneira; $x = (153 - \text{número de não recuperados})$ e $y = (x / 153) * 100\%$, sendo 153 o número de imagens do Banco2.

O número de momentos nulos é o número relacionado com a frequência de corte do filtro. O número de momentos nulos influencia no tamanho do suporte do filtro, conforme mostra a Tabela 6.1.

<i>Wavelet</i>	<i>Cálculo do tamanho do suporte do filtro de acordo com o número de momentos nulos da wavelet</i>
Haar	<i>Tamanho do suporte = n° de momentos nulos x 2 (exemplo: n° de momentos nulos = 1, tamanho do suporte = 2) (caso especial da transformada de Daubechies).</i>
Daubechies	<i>Tamanho do suporte = n° de momentos nulos x 2 (exemplo: n° de momentos nulos = 2, tamanho do suporte = 4).</i>
Coiflets	<i>Tamanho do suporte = n° de momentos nulos x 6 (exemplo: n° de momentos nulos = 1, tamanho do suporte = 6).</i>
Symlets	<i>Tamanho do suporte = n° de momentos nulos x 8 (exemplo: n° de momentos nulos = 2, tamanho do suporte = 16).</i>
Biorthogonal	<i>Tamanho do suporte = n° de momentos nulos para reconstrução x 2, n° de momentos nulos para decomposição x 2 (exemplo: 1.1 = tamanho do suporte para reconstrução = 2 e tamanho do suporte para decomposição = 2).</i>
Reverse Biorthogonal	<i>Tamanho do suporte = n° de momentos nulos para reconstrução x 2, n° de momentos nulos para decomposição x 2. (exemplo: 1.1 = tamanho do suporte reconstrução = 2 e tamanho do suporte para decomposição = 2).</i>

Tabela 6.1 – A relação do número de momentos nulos com o tamanho do suporte do filtro.

A Tabela 6.2 e a Figura 6.9 contemplam um resumo dos melhores resultados com a técnica *wavelets* e a base de imagens *Stirling*.

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

Tabela 6.2 – Melhores Resultados obtidos com as resoluções 16x16, 32x32 e 64x64 com a técnica *wavelets* e a base de imagens *Stirling*.

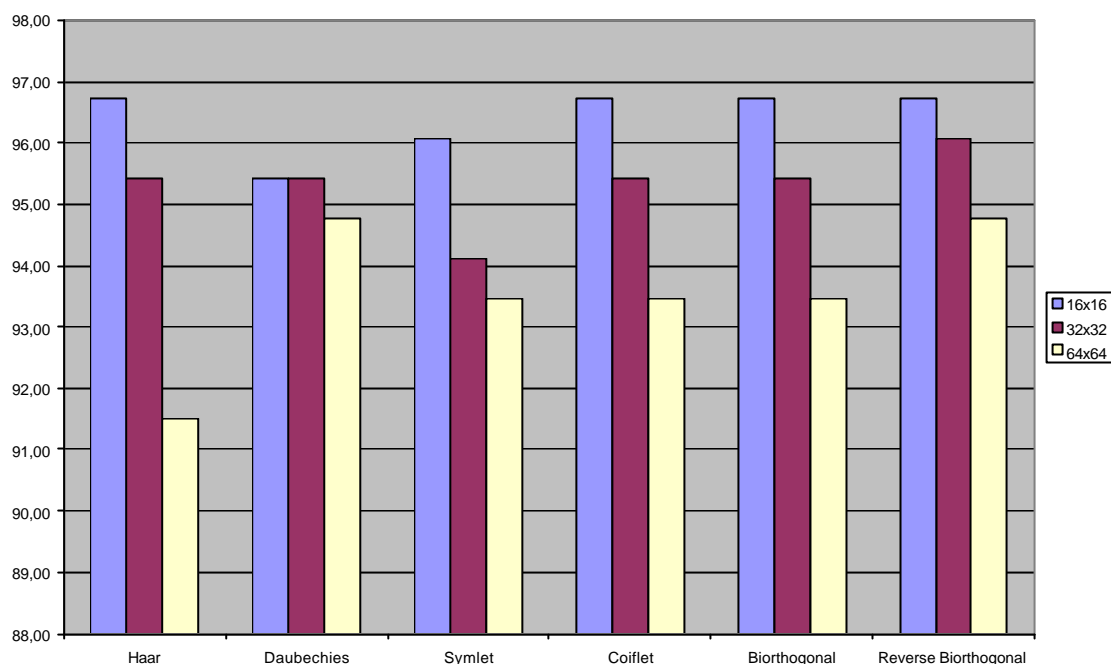


Figura 6.9 – Melhores Resultados obtidos com as resoluções 16x16, 32x32 e 64x64 com a técnica *wavelets* e a base de imagens *Stirling*.

6.3.2 Testes do algoritmo de extração de características utilizando as técnicas *Wavelets* e *PCA* e *Wavelets* e *IMPCA* na base de imagens *Stirling* (504 imagens)

Estes testes foram realizados com a base de imagens *Stirling* que contém 504 imagens de faces humanas sendo 28 classes com 18 imagens por classe. Uma classe na verdade é uma seqüência de imagens da face. As *wavelets* utilizadas foram *Haar*, *Daubechies*, *Symlet*, *Coiflet*, *Biorthogonal*, *Reverse Biorthogonal*. Os níveis 3, 4 e 5 que na verdade são aplicações da transformada *wavelet* de forma recursiva, foram os que foram testados. Foi variado o número de momentos nulos das *wavelets*, este número tem relação direta com o tamanho do suporte do filtro. Em relação às técnicas *PCA* e *IMPCA* o que variou foi a dimensão do subespaço e o conjunto de treinamento. Todas as variações que foram testadas nesta base estão descritas nas Tabelas 6.3, 6.4 e 6.5.

Tipo de <i>Wavelet</i>	Nível da <i>Wavelet</i>	Variação do número de momentos nulos (tamanho do suporte do filtro)		
<i>Haar</i>	3,4,5			
<i>Daubechies</i>	3,4,5	Db4	Db6	Db10
<i>Symlet</i>	3,4,5	Sym2	Sym4	Sym6
<i>Coiflet</i>	3,4,5	Coif1	Coif3	Coif5
<i>Biorthogonal</i>	3,4,5	1.3	3.5	6.8
<i>Reverse Biorthogonal</i>	3,4,5	1.3	3.5	6.8

Tabela 6.3 – Variações nas configurações das *Wavelets* referente a base *Stirling*.

Nível da <i>Wavelet</i>	<i>Resolução PCA</i>	Dimensão <i>PCA</i>	<i>Resolução IMPCA</i>	Dimensão <i>IMPCA</i>
3	16x16 <=256	64,128,192	<=16	8,12,16
4	8x8 <=64	16,32,48	<=8	4,6,8
5	4x4 <=16	4,8,12	<=4	2,3,4

Tabela 6.4 – Dimensão máxima do subespaço *PCA* / *IMPCA* referente a base *Stirling*.

<i>PCA</i>	4	8	12	18
<i>IMPCA</i>	4	8	12	18

Tabela 6.5– Conjuntos de treinamento *PCA* / *IMPCA* referente a base *Stirling*.

Em relação à base *Stirling* tem-se imagens de faces humanas com mudança de expressões faciais, com ruído gaussiano, com inclinação de 10 a -10 graus da face e com variação na iluminação. O sub-espaço de faces foi definido pelos auto-vetores encontrados através do conjunto de treinamento, que na verdade é o número de imagens de uma mesma classe a serem submetidas aos testes. Assim a imagem de consulta é projetada no sub-espaço originando um vetor de características para representá-la. A distância Euclidiana é usada para encontrar a classe de face mais próxima desta imagem, determina-se se a mesma é de um indivíduo pertencente a uma classe ou não

desta base de imagens. A Figura 6.10 mostra as variações dos tipos de imagens contidos na base *Stirling*.



Figura 6.10 – Amostra de variações das imagens de 1 (uma) classe referente a base de imagens *Stirling*.

6.3.3 Resultados dos testes referentes à técnica *Wavelets* e *PCA* com a base de imagens *Stirling* (504 imagens)

As Tabelas 6.6, 6.7, 6.8, 6.9, 6.10, 6.11 e nas Figuras 6.11, 6.12, 6.13, 6.14, 6.15 e 6.16 apresentam apenas os melhores resultados.

C. Trein.	Haar
4	91,4683 %
8	97,0238 %
12	97,8175 %
18	98,2143 %

Tabela 6.6 – Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

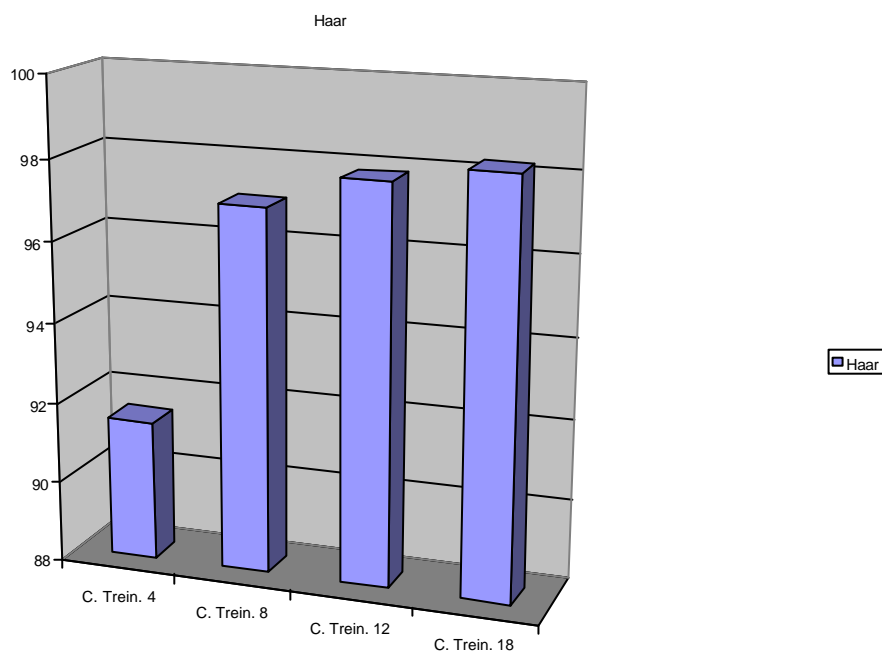


Figura 6.11 – Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Daubechies		
	Db 2	Db 6	Db 10
4	92,8571 %	91,8651 %	92,4603 %
8	96,6270 %	97,6190 %	96,2302 %
12	98,2143 %	97,8175 %	96,8254 %
18	98,5111 %	98,0159 %	97,2222 %

Tabela 6.7 – Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

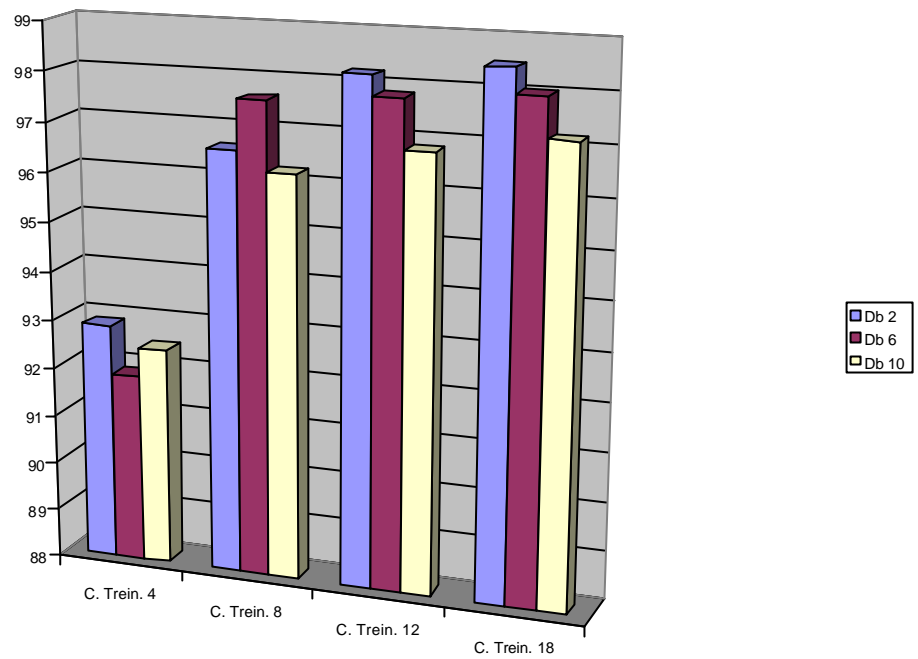


Figura 6.12 - Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Symlet		
	Sym 2	Sym 4	Sym 6
4	93,0556 %	91,0714 %	92,8571 %
8	96,2302 %	97,8175 %	95,2381 %
12	97,8175 %	97,8175 %	97,2222 %
18	98,4111 %	98,2143 %	98,2143 %

Tabela 6.8 – Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

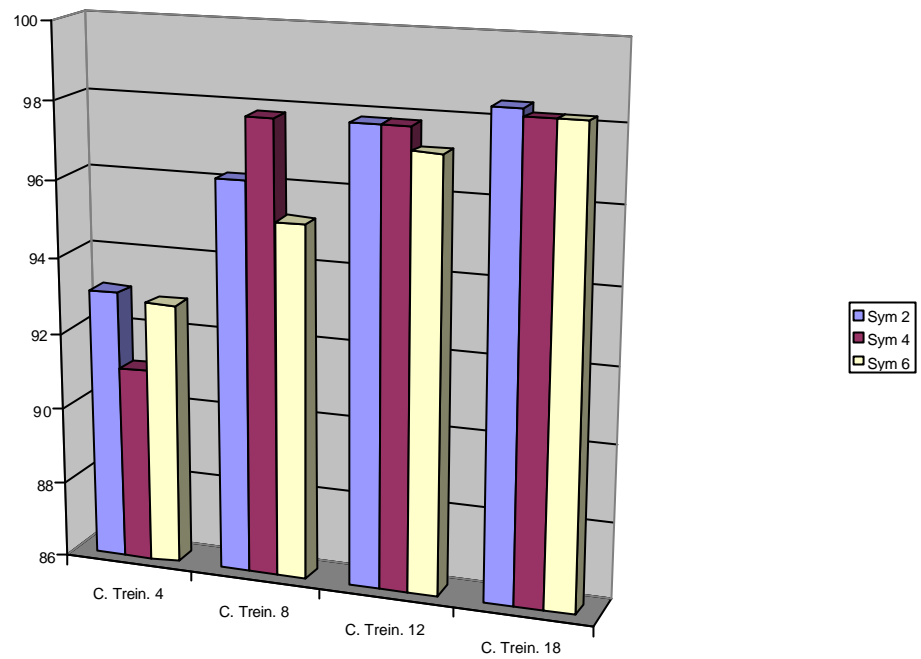


Figura 6.13 - Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Coiflet		
	Coif 1	Coif 3	Coif 5
4	97,8175 %	93,2540 %	92,6587 %
8	97,8175 %	96,2302 %	95,0397 %
12	98,2143 %	97,8175 %	96,2302 %
18	93,2540 %	97,8175 %	95,8333 %

Tabela 6.9 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Stirling*.

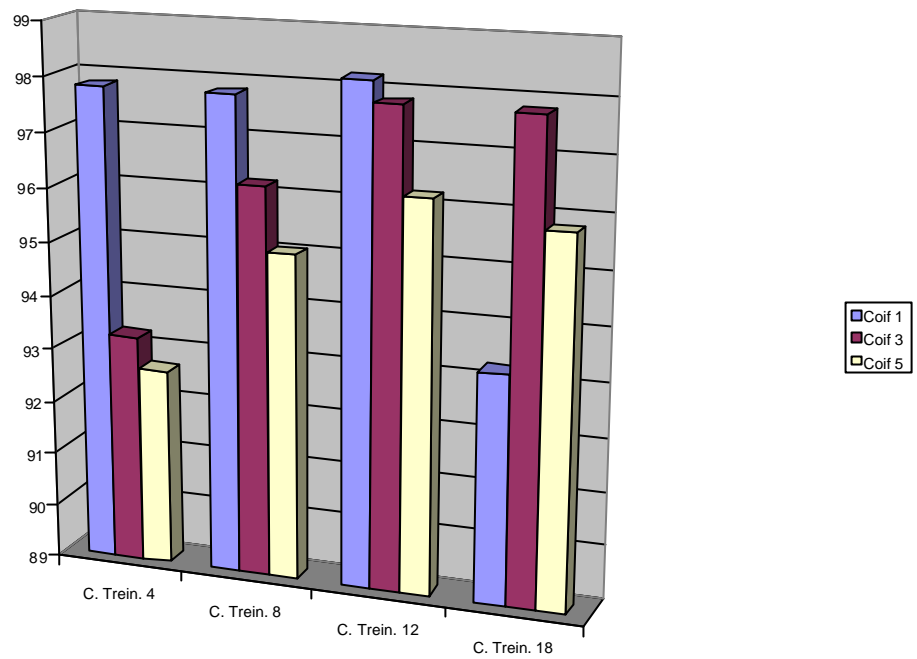


Figura 6.14 - Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet* e com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Biorthogonal		
	Bior 1.5	Bior 3.5	Bior 5.5
4	92,0635 %	98,1099 %	92,4603 %
8	95,6349 %	94,4444 %	96,0317 %
12	98,1099 %	98,1099 %	98,1099 %
18	98,6111 %	98,6111 %	98,6111 %

Tabela 6.10 – Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

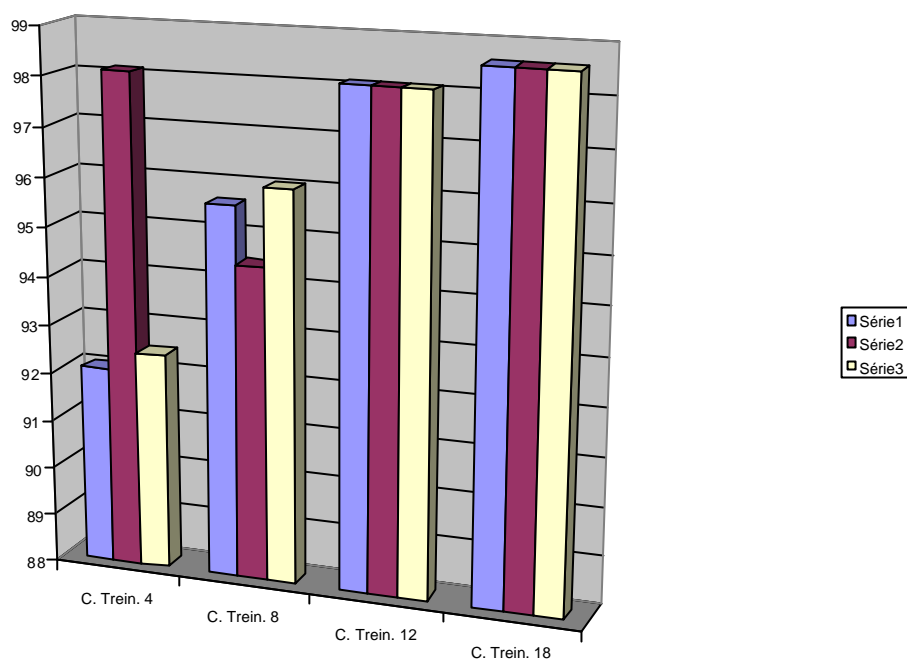


Figura 6.15 - Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Reverse Biorthogonal		
	Rbio 1.5	Rbio 3.5	Rbio 5.5
4	97,8175 %	91,2698 %	93,8492 %
8	91,8651 %	92,8571 %	96,2302 %
12	97,8175 %	97,8175 %	97,8175 %
18	98,6111 %	98,6111 %	98,6111 %

Tabela 6.11 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Stirling*.

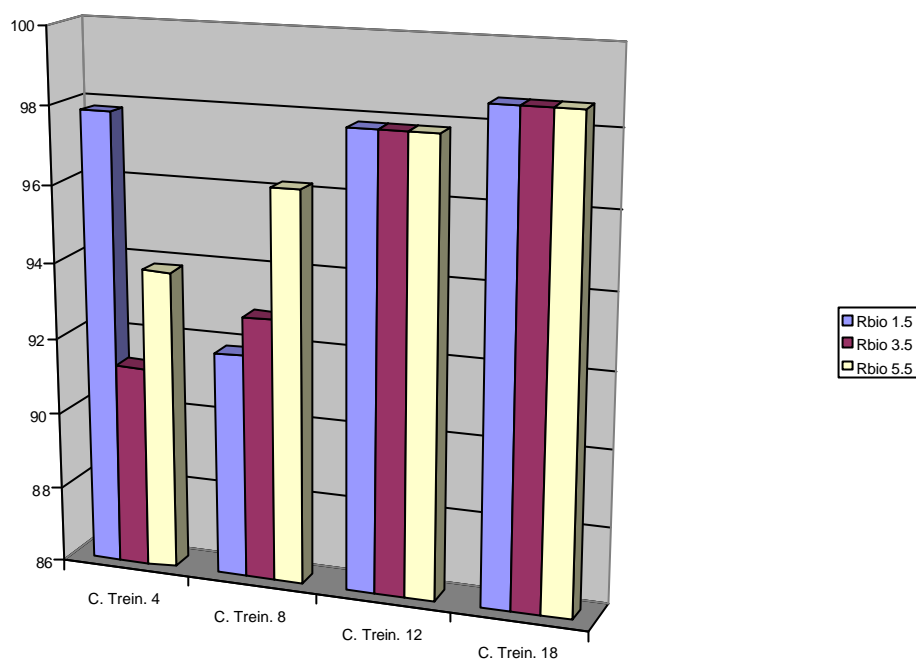


Figura 6.16- Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Stirling*.

6.3.4 Resultados dos testes referentes à técnica *Wavelets e IMPCA* com a base de imagens *Stirling* (504 imagens)

As Tabelas 6.12, 6.13, 6.14, 6.15, 6.16 e 6.17 e as Figuras 6.17, 6.18, 6.19, 6.20, 6.21 e 6.22 apresentam apenas os melhores resultados.

C. Trein.	Haar
4	90,8730 %
8	95,6349 %
12	97,4206 %
18	99,0079 %

Tabela 6.12 – Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

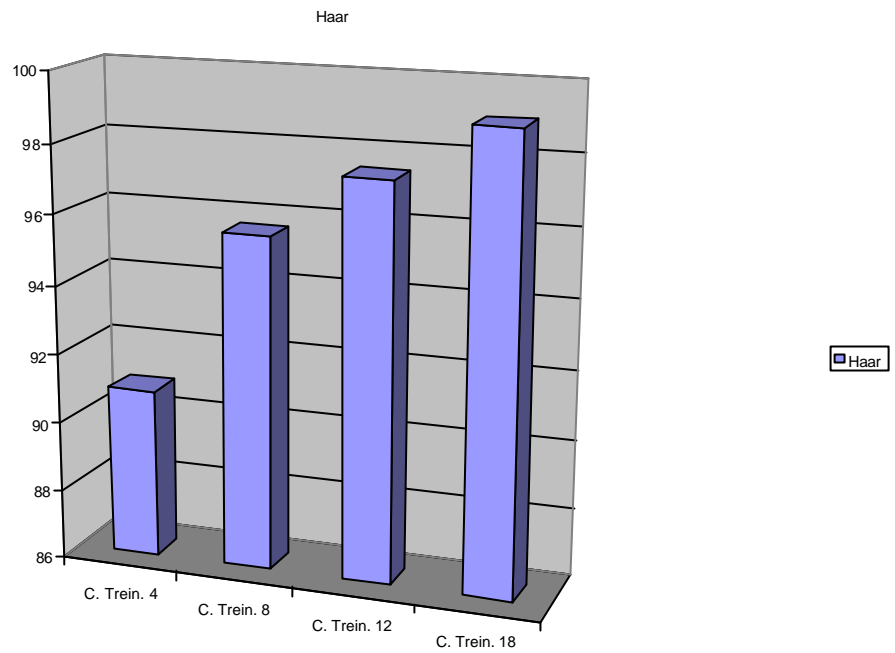


Figura 6.17 - Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Daubechies		
	Db 2	Db 6	Db 10
4	89,4841 %	91,8651 %	91,8651 %
8	93,4524 %	93,8492 %	96,6260 %
12	98,4127 %	98,8095 %	98,6111 %
18	99,6032 %	99,6032 %	99,6032 %

Tabela 6.13 – Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Stirling*.

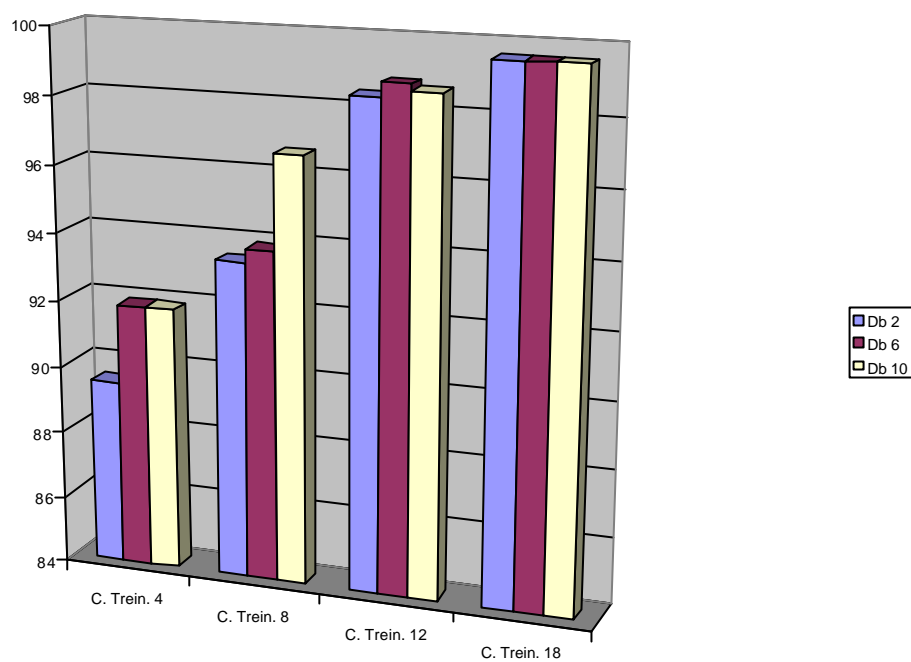


Figura 6.18 – Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Symlet		
	Sym 2	Sym 4	Sym 6
4	91,0714 %	89,4841 %	89,0873 %
8	95,2381 %	94,4444 %	96,0317 %
12	97,6190 %	98,6111 %	98,4127 %
18	98,8111 %	98,8111 %	98,8111 %

Tabela 6.14 – Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

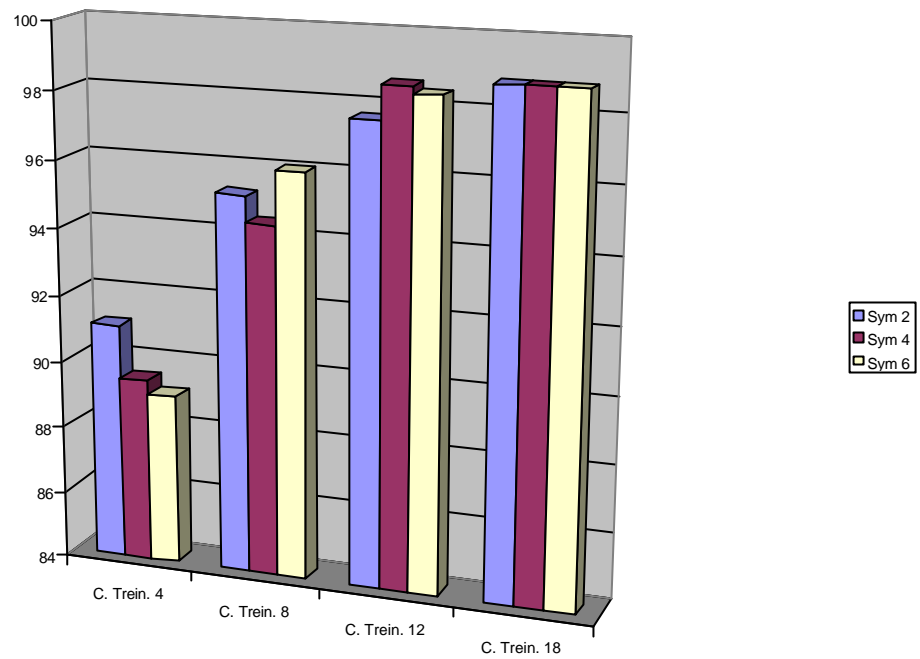


Figura 6.19 – Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Coiflet		
	Coif 1	Coif 3	Coif 5
4	86,3095 %	92,4603 %	86,5079 %
8	95,2381 %	96,6270 %	97,0238 %
12	98,0159 %	98,8095 %	98,0159 %
18	98,8095 %	98,8095 %	98,8095 %

Tabela 6.15 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

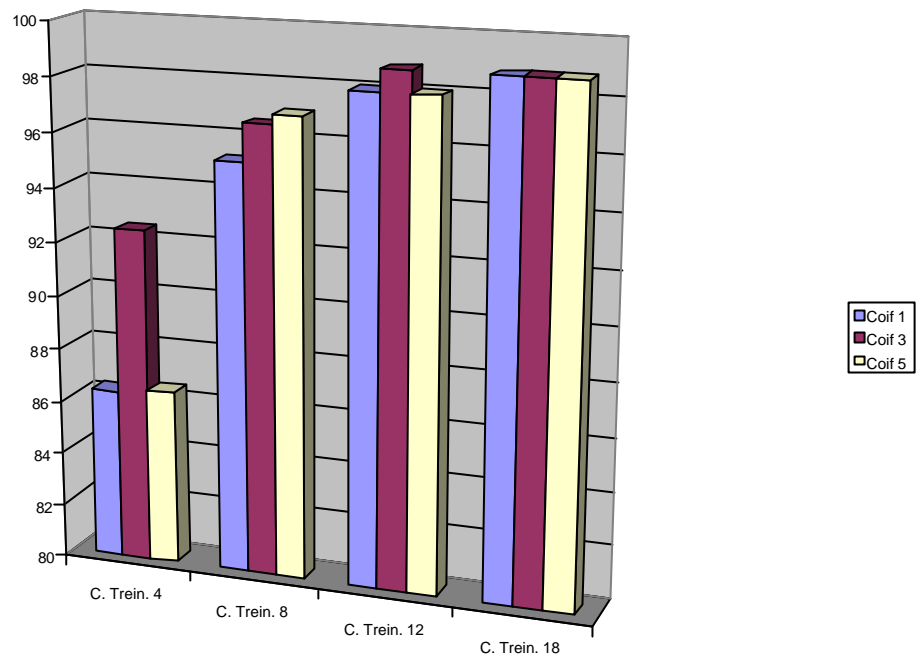


Figura 6.20 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Biorthogonal		
	Bior 1.5	Bior 3.5	Bior 5.5
4	90,4762 %	99,2063 %	91,8651 %
8	95,4365 %	95,4365 %	96,4286 %
12	99,2063 %	99,2063 %	99,2063 %
18	99,8095 %	99,8095 %	99,8095 %

Tabela 6.16 – Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Stirling*.

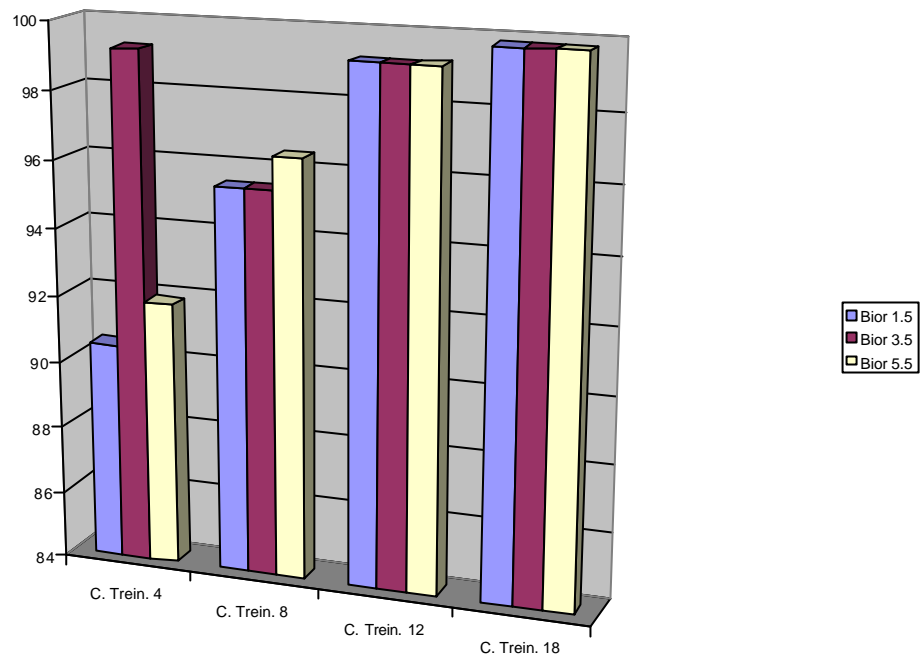


Figura 6.21 – Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

C. Trein.	Reverse Biorthogonal		
	Rbio 1.5	Rbio 3.5	Rbio 5.5
4	89,4841 %	92,0635 %	88,4921 %
8	96,0317 %	96,2301 %	97,0238 %
12	98,8095 %	98,6111 %	98,6111 %
18	99,8095 %	99,8095 %	99,8095 %

Tabela 6.17 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Stirling*.

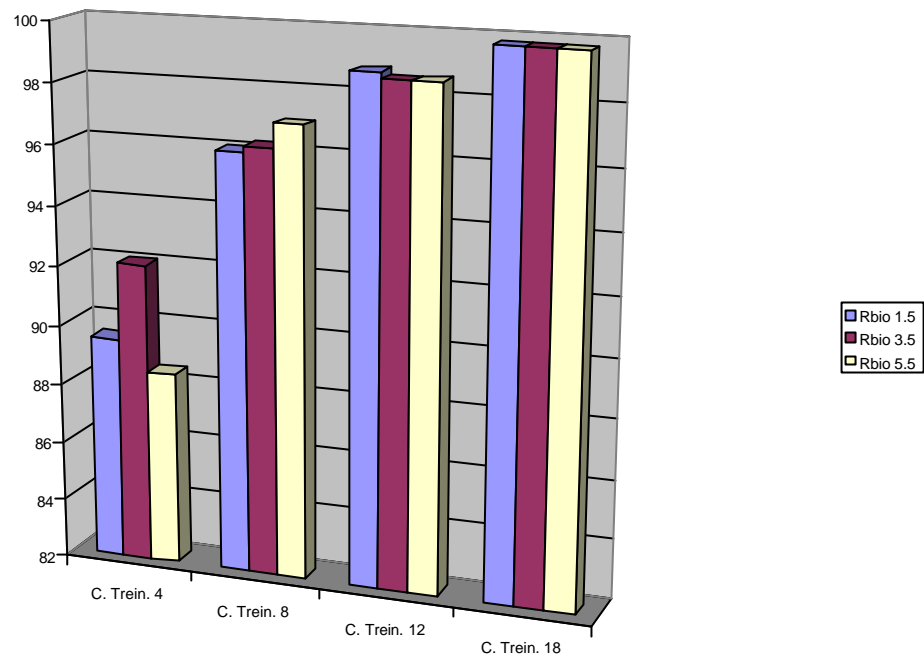


Figura 6.22 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *im pca* com a base de imagens *Stirling*.

6.3.5 Testes para extração de características utilizando *Wavelets* e *PCA* ou *Wavelets* e *IMPCA* na Base *Essex* (2640 imagens).

A base de imagens *Essex* contém 2640 imagens de faces humanas sendo que está dividida em 132 classes, cada uma com 20 imagens. Cada classe representa uma seqüência de imagens da face de uma pessoa apenas. As *wavelets* utilizadas foram; *Haar*, *Daubechies*, *Symlet*, *Coiflet*, *Biorthogonal*, *Reverse Biorthogonal* nos níveis 3, 4 e 5. Foi também variado o número de momentos nulos das *wavelets*. Em relação às técnicas *PCA* e *IMPCA* o que se variou foi a dimensão do subespaço e no conjunto de treinamento. Todas as variações de configurações dos testes que foram feitos nesta base com relação às técnicas *wavelets* e *PCA* e *wavelets* e *IMPCA* estão descritas nas Tabelas 6.18, 6.19 e 6.20.

Tipo de <i>Wavelet</i>	Nível da <i>Wavelet</i>	Variação do número de momentos nulos (tem relação com o tamanho do suporte do filtro)		
<i>Haar</i>	3,4,5			
<i>Daubechies</i>	3,4,5	Db2	Db6	Db10
<i>Symlet</i>	3,4,5	Sym2	Sym4	Sym6
<i>Coiflet</i>	3,4,5	Coif1	Coif3	Coif5
<i>Biorthogonal</i>	3,4,5	1.3	3.5	6.8
<i>Reverse Biorthogonal</i>	3,4,5	1.3	3.5	6.8

Tabela 6.18 – Variações nas configurações das *Wavelets* referente a base *Essex*.

Nível da <i>Wavelet</i>	<i>Resolução PCA</i>	Dimensão <i>PCA</i>	<i>Resolução IMPCA</i>	Dimensão <i>IMPCA</i>
3	16x16 <=256	64,128,192	<=16	8,12,16
4	8x8 <=64	16,32,48	<=8	4,6,8
5	4x4 <=16	4,8,12	<=4	2,3,4

Tabela 6.19 – Dimensão máxima do subespaço *PCA* / *IMPCA* referente a base *Essex*.

<i>PCA</i>	5	10	15	20
<i>IMPCA</i>	5	10	15	20

Tabela 6.20 – Conjunto de treinamento pelas técnicas *PCA* / *IMPCA* referente a base *Essex*.

A base de imagens *Essex* possui imagens de faces humanas com mudança de expressões faciais e com variação na iluminação. O sub-espaço de faces foi definido pelos auto-vetores encontrados através do conjunto de treinamento, que na verdade é o número de imagens de uma mesma classe a serem submetidas aos testes. Assim a imagem de consulta é projetada no sub-espaço originando um vetor de características para representá-la, utilizando-se a distância Euclidiana para encontrar a classe de face mais próxima da imagem consulta, para determinar se a mesma pertence a um indivíduo de uma classe da base de imagens. A Figura 6.23 mostra as variações dos tipos de imagens na base *Essex*.



Figura 6.23 – Amostra de variações de imagens da base *Essex* referente a 1 (uma) classe.

6.3.6 Resultados dos testes referentes à aplicação da técnica *Wavelets* e *PCA* com a base de imagens *Essex* (2640 imagens).

As Tabelas 6.21,6.22,6.23,6.24,6.25, 6.26 e as Figuras 6.24, 6.25, 6.26, 6.27, 6.28 e 6.29 contemplam apenas os melhores resultados.

C. Trein.	Haar
5	99,6591 %
10	99,8485 %
15	99,8664 %
20	99,8664 %

Tabela 6.21 – Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*

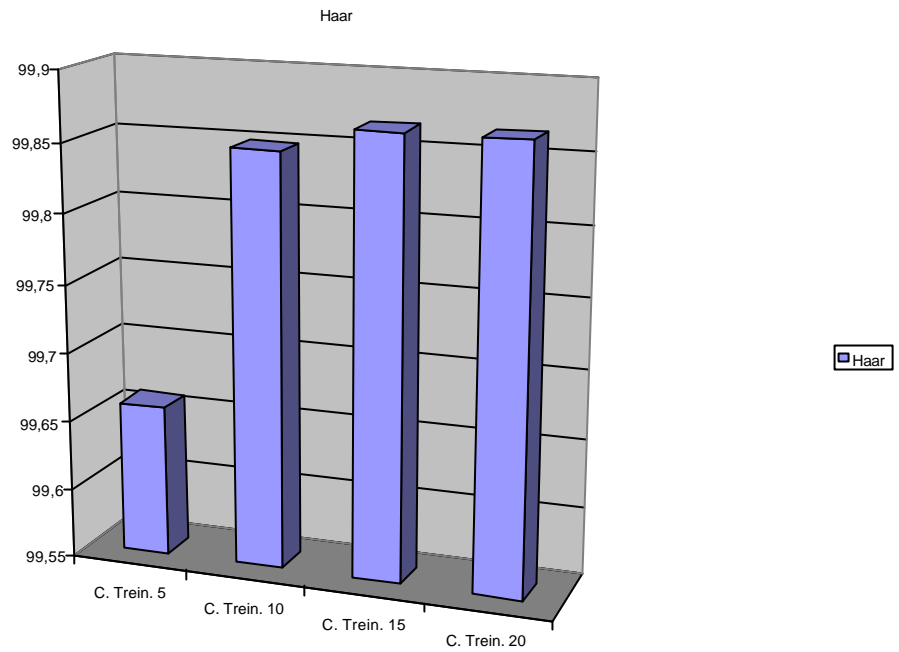


Figura 6.24 - Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Daubechies		
	Db 2	Db 6	Db 10
5	99,8485 %	99,8485 %	99,8485 %
10	99,8485 %	99,8864 %	99,9242 %
15	99,8485 %	99,8864 %	99,9242 %
20	99,8864 %	99,8864 %	99,8864 %

Tabela 6.22 – Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Essex*.

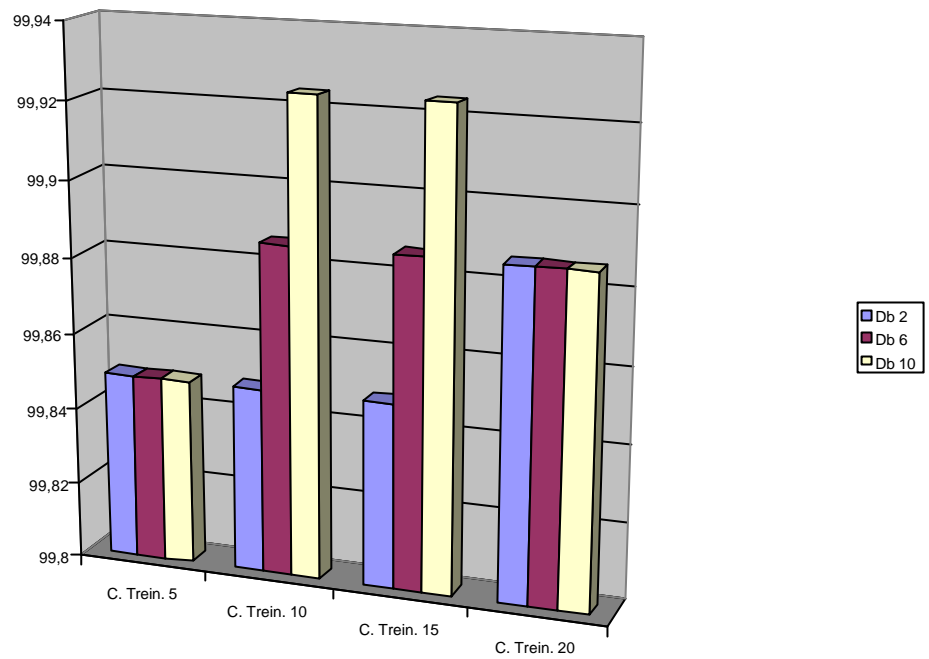


Figura 6.25 - Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Symlet		
	Sym 2	Sym 4	Sym 6
5	99,8864 %	99,8864 %	99,8864 %
10	99,8864 %	99,8864 %	99,8485 %
15	99,8485 %	99,8864 %	99,8864 %
20	99,8485 %	99,8106 %	99,8485 %

Tabela 6.23 – Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet e pca* com a base de imagens *Essex*.

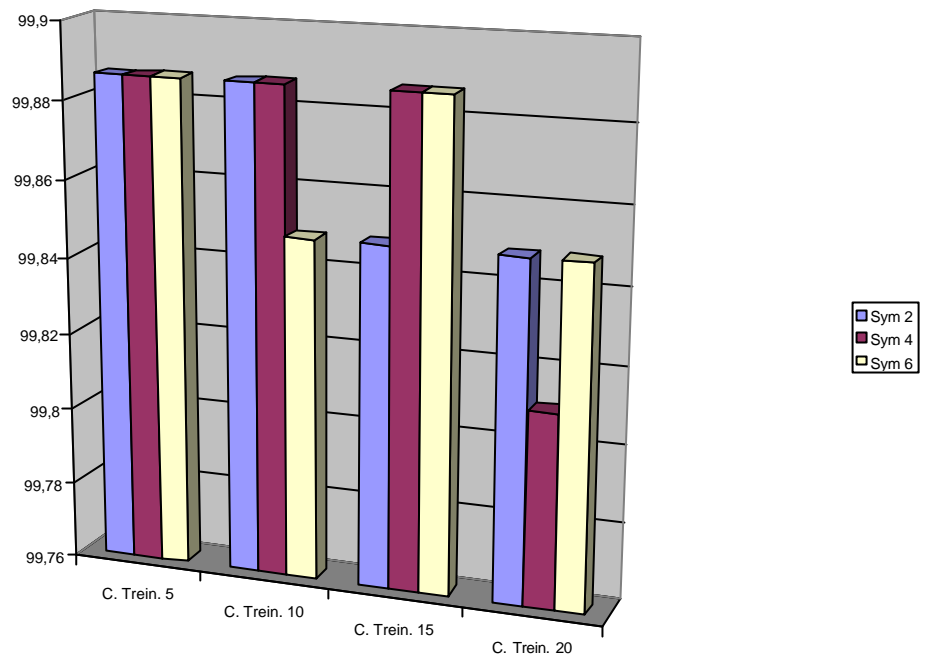


Figura 6.26 - Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Coiflet		
	Coif 1	Coif 3	Coif 5
5	99,8485 %	99,9042 %	99,8106 %
10	99,8864 %	99,8485 %	99,9042 %
15	99,9042 %	99,9042 %	99,8106 %
20	99,8485 %	99,8864 %	99,8106 %

Tabela 6.24 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

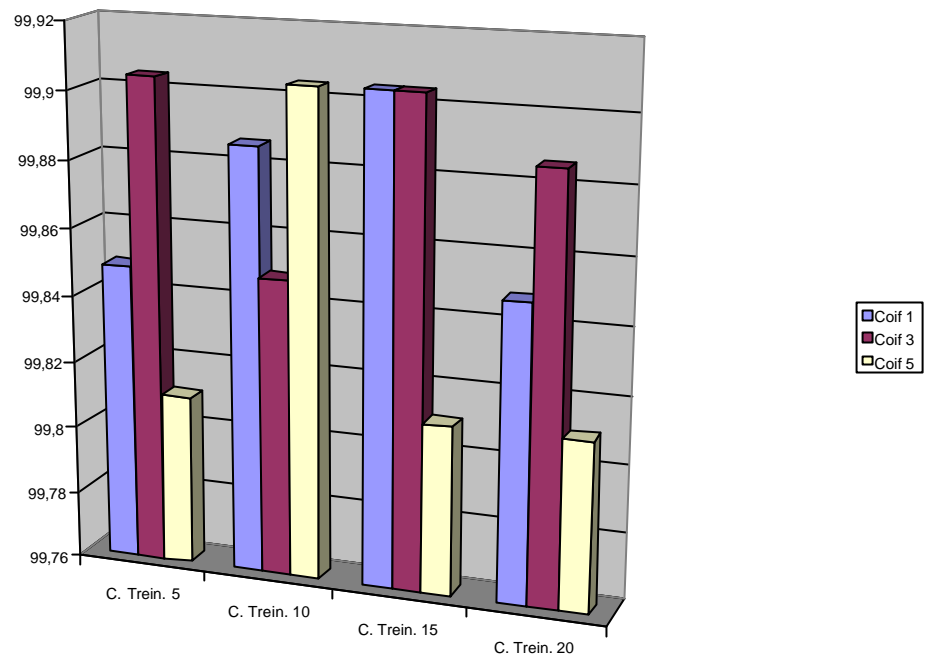


Figura 6.27 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Biorthogonal		
	Bior 1.5	Bior 3.5	Bior 5.5
5	99,8864 %	99,9442 %	99,9442 %
10	99,7348 %	99,9442 %	99,8485 %
15	99,8106 %	99,8864 %	99,8864 %
20	99,9442 %	99,9442 %	99,9442 %

Tabela 6.25 – Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

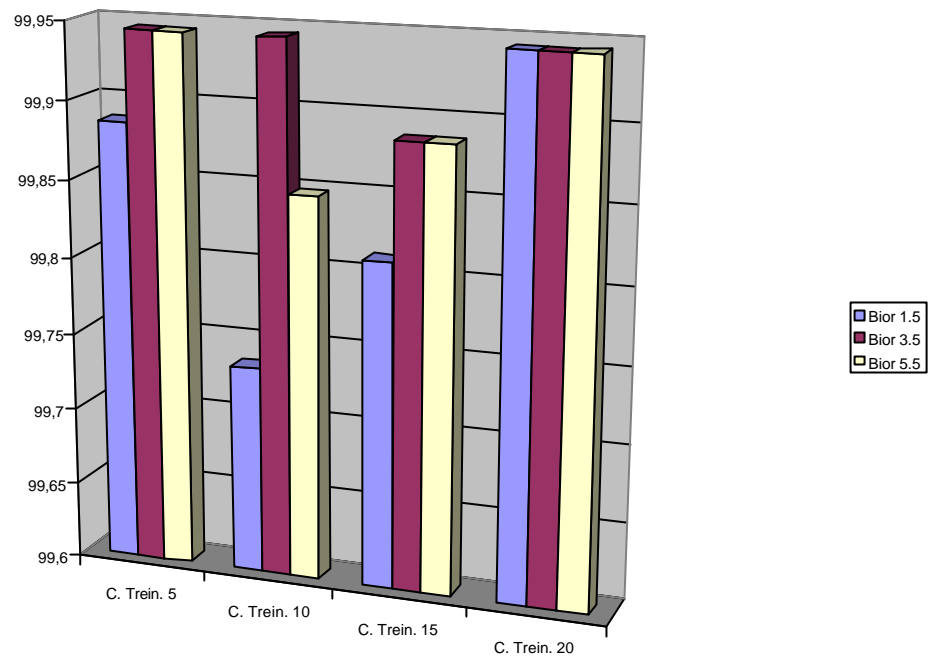


Figura 6.28 - Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Reverse Biorthogonal		
	Rbio 1.5	Rbio 3.5	Rbio 5.5
5	99,9442 %	99,7727 %	99,8106 %
10	99,8485 %	99,8864 %	99,8864 %
15	99,8864 %	99,9442 %	99,9442 %
20	99,8485 %	99,9442 %	99,8864 %

Tabela 6.26 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

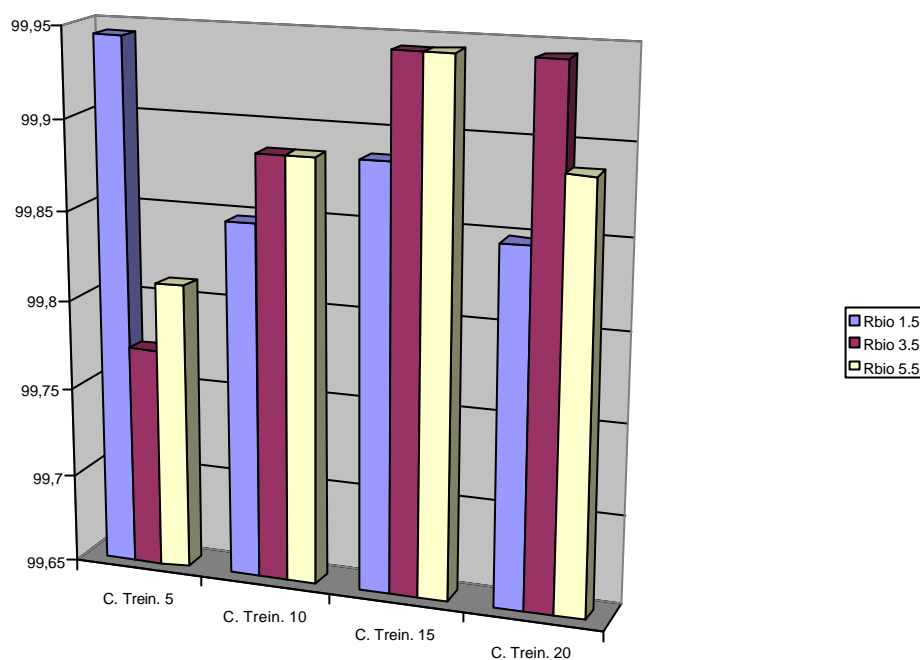


Figura 6.29 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *pca* com a base de imagens *Essex*.

6.3.7 Resultados dos testes referentes à aplicação da técnica *Wavelets* e *IMPCA* com a base de imagens *Essex* (2640 imagens)

As Tabelas 6.27,6.28,6.29,6.30,6.31 e 6.32 e as Figuras 6.30, 6.31, 6.32, 6.33, 6.34 e 6.35 contemplam apenas os melhores resultados.

C. Trein.	Haar
5	99,7348 %
10	99,8864 %
15	99,8864 %
20	99,8864 %

Tabela 6.27 – Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Essex*.

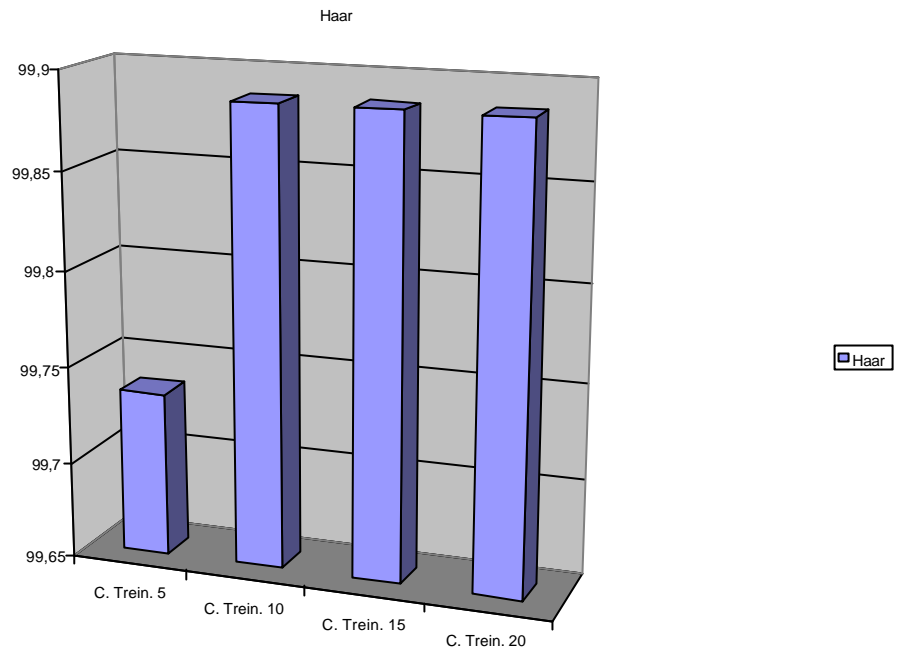


Figura 6.30 - Melhores resultados com a *wavelet Haar* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Daubechies		
	Db 2	Db 6	Db 10
5	99,8864 %	99,7348 %	99,8864 %
10	99,9621 %	99,8864 %	99,8864 %
15	99,9242 %	99,9621 %	99,9242 %
20	99,9921 %	99,9921 %	99,9621 %

Tabela 6.28 – Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Essex*.

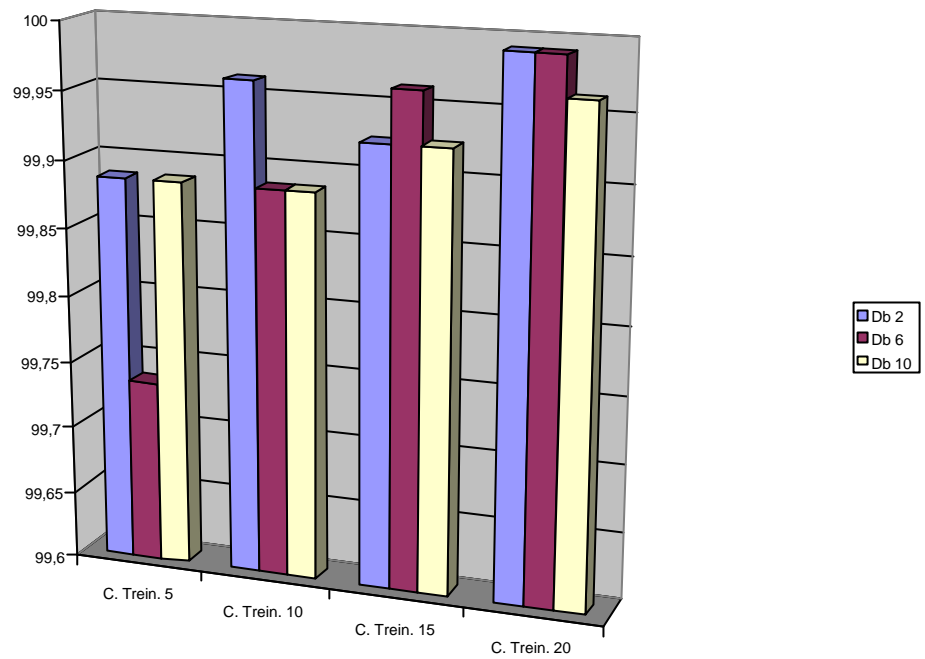


Figura 6.31 - Melhores resultados com a *wavelet Daubechies* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Symlet		
	Sym 2	Sym 4	Sym 6
5	99,7727 %	99,6970 %	99,8864 %
10	99,8864 %	99,9621 %	99,9242 %
15	99,9621 %	99,9621 %	99,9242 %
20	99,9621 %	99,9242 %	99,9621 %

Tabela 6.29 – Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

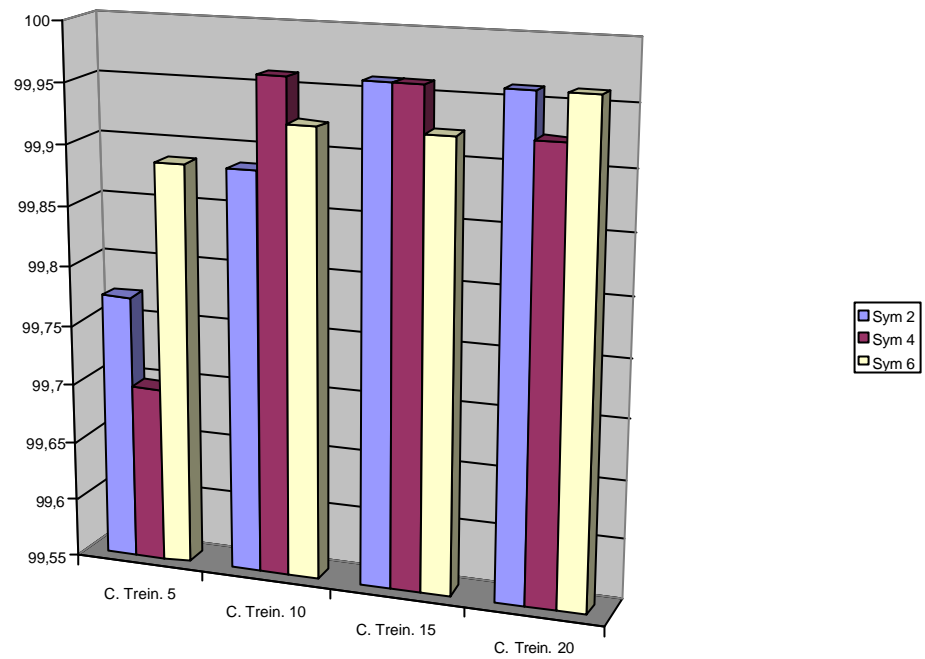


Figura 6.32 – Melhores resultados com a *wavelet Symlet* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Coiflet		
	Coif 1	Coif 3	Coif 5
5	99,7348 %	99,8106 %	99,6970 %
10	99,9621 %	99,9242 %	99,9242 %
15	99,8864 %	99,9621 %	99,8864 %
20	99,9621 %	99,9242 %	99,9242 %

Tabela 6.30 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

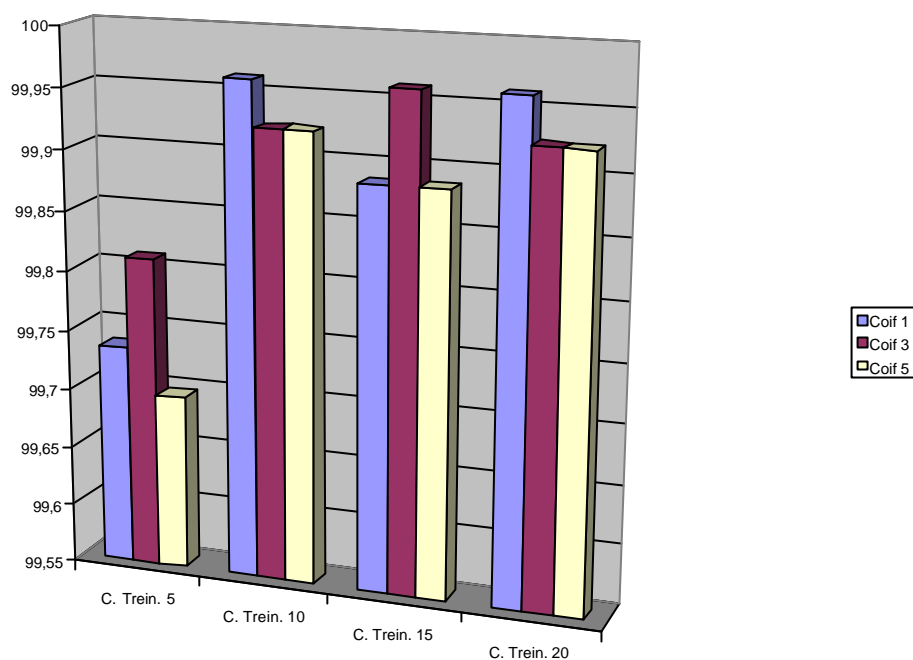


Figura 6.33 – Melhores resultados com a *wavelet Coiflet* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Biorthogonal		
	Bior 1.5	Bior 3.5	Bior 5.5
5	99,6970 %	99,8864 %	99,9242 %
10	100 %	99,9242 %	99,9621 %
15	99,9621 %	100 %	99,9621 %
20	100 %	100 %	100 %

Tabela 6.31 – Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet* e *impca* com a base de imagens *Essex*.

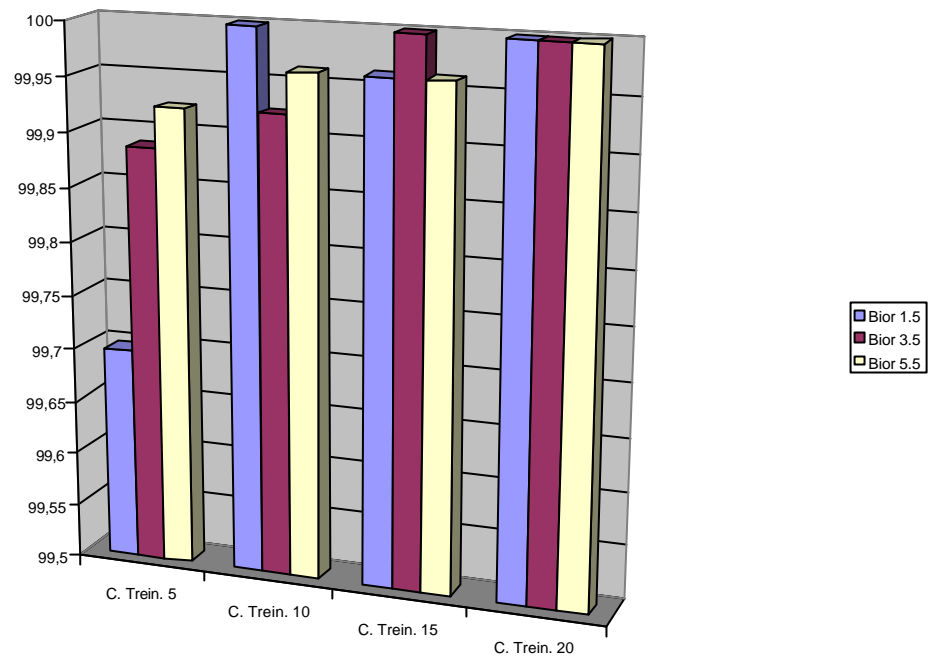


Figura 6.34 – Melhores resultados com a *wavelet Biorthogonal* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

C. Trein.	Reverse Biorthogonal		
	Rbio 1.5	Rbio 3.5	Rbio 5.5
5	99,8485 %	99,9621 %	99,8485 %
10	99,9242 %	99,9242 %	99,8485 %
15	99,9621 %	99,9621 %	99,9621 %
20	99,9621 %	99,9621 %	100 %

Tabela 6.32 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

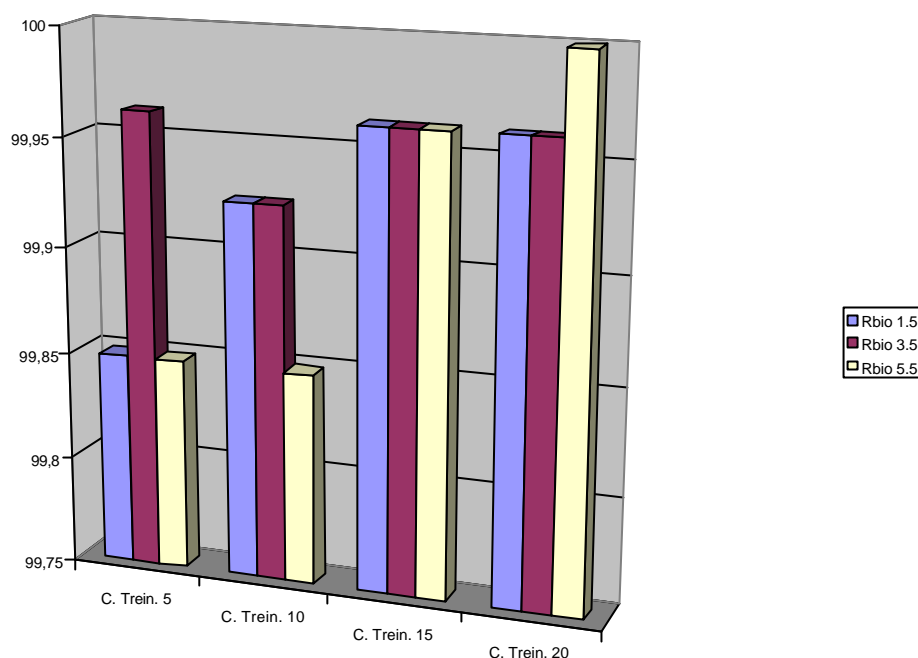


Figura 6.35 – Melhores resultados com a *wavelet Reverse Biorthogonal* referente a técnica *wavelet e impca* com a base de imagens *Essex*.

6.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados resultados que mostraram a capacidade da transformada *wavelet* [GARCIA, C. et al. (1998)] para discriminar informação e a partir destes novos espaços gerados, extrair características que possam ser utilizadas para identificar imagens de faces humanas mediante um vetor de características.

Foram apresentados resultados utilizando em conjunto com as *wavelets* [GARCIA, C. et al. (1990)], o *PCA* [TURK, M. A. & PENTLAND, A. P. (1991)] e o *IMPCA* [YANG, J. et al. (2004)]. Para o *PCA* [KIM, K. A., et al (2004)] tem-se um método estatístico que utiliza a matriz de covariância e o *IMPCA* [YANG, J. & YANG, Y. S. (2001)] que é na verdade uma melhoria do *PCA* [DUNTEMAN, H. G. (1989)], pois em vez de trabalhar com um vetor de características como originalmente o *PCA* [CHEN, F. C. et al. (2003)] o faz, trabalha-se com uma matriz de características fazendo com que os resultados sejam melhores para a recuperação de imagens de faces humanas em bases de dados.