UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

RAISSA TAVARES VIEIRA

**Descritores robustos à rotação de texturas baseados na
abordagem LMP com acréscimo da informação de
Magnitude e Sinal**

São Carlos
2017

RAISSA TAVARES VIEIRA

**Descritores robustos à rotação de texturas baseados na
abordagem LMP com acréscimo da informação de
Magnitude e Sinal**

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da
Universidade de São Paulo para a obtenção do título de Doutora em
Ciências, Programa de Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Processamento de Sinais e Instrumentação

Orientador: Prof. Dr. Adilson Gonzaga

**Trata-se da versão corrigida da tese. A versão original encontra disponível na
EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia ELétrica**

São Carlos
2017

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

T149d Tavares Vieira, Raissa
 Descritores robustos à rotação de texturas baseados
 na abordagem LMP com acréscimo da informação de
 Magnitude e Sinal / Raissa Tavares Vieira; orientador
 Adilson Gonzaga. São Carlos, 2017.

 Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica e Área de Concentração em
Processamento de Sinais e Instrumentação -- Escola de
Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2017.

 1. Classificação de textura. 2. Invariância à
 rotação. 3. Descritor de micropadrão. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: **RAISSA TAVARES VIEIRA.**

Título da tese: "Descritores robustos à rotação de texturas baseados na abordagem LMP com acréscimo da informação de Magnitude e Sinal".

Data da defesa: 06/09/2017.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Adilson Gonzaga (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Prof. Associado **Evandro Luis Linhari Rodrigues**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Prof. Dr. **Marcelo Ricardo Stemmer**
(Universidade Federal de Santa Catarina/UFSC)

APROVADA

Prof. Dr. **Maurilio Boaventura**
(Universidade Estadual "Júlio de Mesquita Filho"/UNESP-Rio Claro)

APROVADA

Prof. Dr. **Bruno Augusto Nassif Travençolo**
(Universidade Federal de Uberlândia/UFU)

APROVADA

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

*Dedico este trabalho aos meus maiores incentivadores,
Painho e Mainha.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Adilson Gonzaga por ter me recebido e guiado nesta jornada acadêmica. Espero poder contribuir à ciência com o mesmo profissionalismo e entusiasmo que me transmitiu.

Aos meus amados pais Regina e Batista, por todo esforço realizado, especialmente quanto à minha formação.

À minha tia-mãe Socorro, que me acompanha e apoia sempre.

Aos meus irmãos, Paula e Rafael, grandes exemplos de persistência e humildade.

Ao meu noivo Ailton, por todo amor e companheirismo.

Às professoras Silvana Costa e Suzete Correia, que despertaram em mim o interesse pela pesquisa.

Aos amigos do LAVI, pelas contribuições e momentos de descontração no laboratório.

Aos amigos do “Grupo da Comida”, “Brunets”, “RGEM e agregados” e da ZWEI, que alegraram meus dias em São Carlos.

Aos funcionários da pós-graduação do departamento de Engenharia Elétrica.

À FAPESP, CAPES e CNPq, pelo suporte financeiro.

À Universidade de São Paulo.

*"O sonho é que leva a gente para a frente.
Se a gente for seguir a razão, fica aquietado, acomodado."*
(Ariano Suassuna)

RESUMO

VIEIRA, Raissa Tavares. **Descritores robustos à rotação de texturas baseados na abordagem LMP com acréscimo da informação de Magnitude e Sinal**. 2017. 152p. Tese (Doutorado em Ciências) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017.

Classificação de imagens de textura, especialmente aquelas com mudanças significativas de rotação, iluminação, escala e ponto de vista, é um problema fundamental e desafiador na área de visão computacional. Esta tese propõe dois descritores de imagem simples, porém eficientes, chamados de *Sampled Local Mapped Pattern Magnitude* (SLMP_M) e *Completed Local Mapped Pattern* (CLMP) aplicados na classificação de textura. Os descritores propostos são parte de um aprimoramento do descritor *Local Mapped Pattern* (LMP) para trabalhar de maneira eficiente com imagens de textura rotacionadas. Os métodos propostos necessitam de um pré-ajuste de parâmetros que utiliza o método de otimização por enxame de partículas, e são discriminativos e robustos para a descrição de texturas rotacionadas em ângulos arbitrários. Para a validação dos descritores propostos duas bases de imagens são utilizadas, *Kylberg Sintorn Rotation Dataset* e *Brodatz Texture Rotation Dataset*, uma nova base de dados desenvolvida pela autora, formada por imagens de texturas rotacionadas do Álbum de Brodatz. As duas bases contêm imagens de texturas naturais que foram rotacionadas fisicamente no momento da captura e rotacionadas por processos computacionais. É feita também uma avaliação da influência de métodos de interpolação no processo de rotação das imagens e são comparados com diferentes descritores presentes na literatura. Cinco métodos de interpolação são investigados: Lanczos, B-spline, Cúbica, Linear e *Nearest Neighbor*. Os resultados experimentais demonstram que os descritores propostos nesta tese superam o desempenho dos descritores *Completed Local Binary Pattern* (CLBP), e dos descritores que combinam a versão generalizada das características de Fourier com variações do descritor *Local Binary Pattern* (LBP), LBP^{DFT} , $ILBP^{DFT}$, LTP^{DFT} e $ILTP^{DFT}$. Os resultados também demonstram que a escolha do método de interpolação no processo de rotação das imagens influencia na capacidade de reconhecimento.

Palavras-chave: Classificação de textura. Invariância à rotação. Descritor de micropadrão.

ABSTRACT

VIEIRA, Raissa Tavares. Texture descriptors robust to rotation based on the LMP approach by adding Magnitude and Signal information. 2017. 152p. Tese (Doutorado em Ciências) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017.

Texture image classification, especially those with significant changes of rotation, illumination, scale and point of view, is a fundamental and challenging problem in the field of computer vision. This thesis proposes two simple, but efficient, image descriptors called Sampled Local Mapped Pattern Magnitude (SLMP_M) and Completed Local Mapped Pattern (CLMP) applied in texture classification. The proposed descriptors are part of an enhancement to the Local Mapped Pattern (LMP) descriptor to work efficiently with rotated texture images. The descriptors proposed requires a parameter preset by the particle swarm optimization method, they are discriminating and robust for the description of rotated textures at arbitrary angles.. For the validation of the proposed descriptors two image datasets are used: Kylberg Sintorn Rotation Dataset and Brodatz Texture Rotation Dataset, a new texture dataset introduced, which contains rotated texture images from Brodatz's Album. Both databases contain images of natural textures that have been rotated by Hardware and computational procedures. An evaluation of the influence of interpolation methods on the image rotation process is also presented and compared with different descriptors in the literature. Five interpolation methods are investigated: Lanczos, B-spline, Cubic, Linear and Nearest Neighbor. The experimental results show that the descriptors proposed in this thesis outperform the performance of the Completed Local Binary Pattern (CLBP) descriptors, and the descriptors that combine the generalized version of the Fourier characteristics with variations of the descriptor Local Binary Pattern (LBP), LBPDFT, ILBDFT, LTPDFT e ILTPDFT compared. The results also prove that the selection of the interpolation method in the image rotation process influences the recognition capability.

Keywords: Texture classification. Rotation invariance. Micropattern descriptor.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 2. 1 VIZINHANÇAS CIRCULARES (8,1), (16,2) E (8,2) DE UM PIXEL EM MULTIRESOLUÇÃO LBP.....	38
FIGURA 2. 2 COMPARAÇÃO ENTRE LBP(4,1) E ILBP(4,1).	39
FIGURA 2. 3 COMPARATIVO DOS PADRÕES BINÁRIOS DO LBP E CS-LBP PARA UMA VIZINHANÇA DE 8 PIXELS	40
FIGURA 2. 4 (A) MICROPADRÃO DE 3X3 PIXELS (B) DIFERENÇAS LOCAIS (C) COMPONENTES DE SINAL (D) COMPONENTES DE MAGNITUDE.....	41
FIGURA 2. 5 CÁLCULO DO HISTOGRAMA DE ORIENTAÇÃO DOS GRADIENTES DE UMA CÉLULA 8 X 8.....	44
FIGURA 2. 6 ACUMULADO DOS HISTOGRAMAS DE ORIENTAÇÃO DOS GRADIENTES EM BLOCOS PARA CRIAR A SAÍDA F1 DO DESCRITOR HOG PARA A JANELA DE 64 X 128 PIXELS DA IMAGEM ²	44
FIGURA 2. 7 PADRÃO LOCAL DAS DIFERENÇAS DOS NÍVEIS DE CINZA.	45
FIGURA 2. 8 CÁLCULO DO CÓDIGO LMP.....	46
FIGURA 2. 9 VIZINHOS DE SIMETRIA CIRCULAR	47
FIGURA 4. 1 DIFERENTES MICROPADRÕES COM MESMO CÓDIGO <i>LBP</i> GERADOS	57
FIGURA 4. 2 DIFERENTES MICROPADRÕES COM DIFERENTES CÓDIGOS LMP GERADOS.....	58
FIGURA 4. 3 REPRESENTAÇÃO ESTRUTURAL E DE INTENSIDADE DE UM MICROPADRÃO DE 3 X 3 PIXELS.	59
FIGURA 5. 1 DIAGRAMA DE FLUXO DO ALGORITMO PSO PARA AJUSTE DOS PARÂMETROS DO LMP.....	67
FIGURA 5. 2 AMOSTRAS DAS 25 CLASSES DA KYLBERG SINTORN <i>ROTATION DATASET</i>	68
FIGURA 5. 3 TRANSFERIDOR COM EIXO GIRATÓRIO.....	70
FIGURA 5. 4 ILUSTRAÇÃO DA DISTÂNCIA ENTRE A LENTE DA CÂMERA E A TEXTURA.	70
FIGURA 5. 5 BASE DE IMAGENS COM 32 TEXTURAS DO ÁLBUM DE BRODATZ.	71
FIGURA 5. 6 EXEMPLO DE DIGITALIZAÇÃO DE TEXTURA EM 21 ÂNGULOS DE ROTAÇÃO.....	72
FIGURA 5. 7 EXTRAÇÃO DE AMOSTRAS ALEATÓRIAS DA IMAGEM DE TEXTURA ROTACIONADA.	72
FIGURA 5. 8 PROCESSO DE CLASSIFICAÇÃO.	74
FIGURA 6. 1 ACURÁCIA MÉDIA E DESVIO PADRÃO PARA IMAGEM ROTACIONADA POR <i>HARDWARE</i>	77

FIGURA 6. 2 ACURÁCIA MÉDIA E DESVIO PADRÃO PARA IMAGEM ROTACIONADA PELA INTERPOLAÇÃO B-SPLINE.....	78
FIGURA 6. 3 ACURÁCIA MÉDIA E DESVIO PADRÃO PARA IMAGEM ROTACIONADA PELA INTERPOLAÇÃO LANCZOS	78
FIGURA 6. 4 ACURÁCIA MÉDIA E DESVIO PADRÃO PARA IMAGEM ROTACIONADA PELA INTERPOLAÇÃO LINEAR	79
FIGURA 6. 5 ACURÁCIA MÉDIA E DESVIO PADRÃO PARA IMAGEM ROTACIONADA PELA INTERPOLAÇÃO CÚBICA.....	79
FIGURA 6. 6 ACURÁCIA MÉDIA E DESVIO PADRÃO PARA IMAGEM ROTACIONADA PELA INTERPOLAÇÃO <i>NEAREST NEIGHBOR</i>	80
FIGURA 6. 7 AVALIAÇÃO DOS DESCRITORES COM DIFERENTES (P,R) EM IMAGENS ROTACIONADAS POR <i>HARDWARE</i>	81
FIGURA 6. 8 AVALIAÇÃO DOS DESCRITORES COM DIFERENTES (P,R) EM IMAGENS ROTACIONADAS POR INTERPOLAÇÃO B-SPLINE.....	81
FIGURA 6. 9 AVALIAÇÃO DOS DESCRITORES COM DIFERENTES (P,R) EM IMAGENS ROTACIONADAS POR INTERPOLAÇÃO LANCZOS	82
FIGURA 6. 10 AVALIAÇÃO DOS DESCRITORES COM DIFERENTES (P,R) EM IMAGENS ROTACIONADAS POR INTERPOLAÇÃO CÚBICA	83
FIGURA 6. 11 AVALIAÇÃO DOS DESCRITORES COM DIFERENTES (P,R) EM IMAGENS ROTACIONADAS POR INTERPOLAÇÃO LINEAR	83
FIGURA 6. 12 AVALIAÇÃO DOS DESCRITORES COM DIFERENTES (P,R) EM IMAGENS ROTACIONADAS POR INTERPOLAÇÃO <i>NEAREST</i>	83
FIGURA 6. 13 ACURÁCIA MÉDIA DOS DESCRITORES COM MELHOR DESEMPENHO EM DIFERENTES TAMANHOS DE AMOSTRAS ROTACIONADAS POR <i>HARDWARE</i>	84
FIGURA 6. 14 ACURÁCIA MÉDIA DOS DESCRITORES COM MELHOR DESEMPENHO EM DIFERENTES TAMANHOS DE AMOSTRAS ROTACIONADAS PELA INTERPOLAÇÃO B-SPLINE	84
FIGURA 6. 15 ACURÁCIA MÉDIA DOS DESCRITORES COM MELHOR DESEMPENHO EM DIFERENTES TAMANHOS DE AMOSTRAS ROTACIONADAS PELA INTERPOLAÇÃO LANCZOS	85
FIGURA 6. 16 ACURÁCIA MÉDIA DOS DESCRITORES COM MELHOR DESEMPENHO EM DIFERENTES TAMANHOS DE AMOSTRAS ROTACIONADAS PELA INTERPOLAÇÃO LINEAR	86
FIGURA 6. 17 ACURÁCIA MÉDIA DOS DESCRITORES COM MELHOR DESEMPENHO EM DIFERENTES TAMANHOS DE AMOSTRAS ROTACIONADAS PELA INTERPOLAÇÃO CUBIC.....	86
FIGURA 6. 18 ACURÁCIA MÉDIA DOS DESCRITORES COM MELHOR DESEMPENHO EM DIFERENTES TAMANHOS DE AMOSTRAS ROTACIONADAS PELA INTERPOLAÇÃO <i>NEAREST NEIGHBOR</i>	86

FIGURA 6. 19 ACURÁCIA MÉDIA DO DESCRITOR SLMP_M (24,3) PARA DIFERENTES MÉTODOS DE ROTAÇÃO E TAMANHO DE AMOSTRA.....	87
FIGURA 6. 20 ACURÁCIA MÉDIA DO DESCRITOR CLMP PARA DIFERENTES MÉTODOS DE ROTAÇÃO E TAMANHO DE AMOSTRA.....	87
FIGURA 6. 21 ACURÁCIA MÉDIA DO DESCRITOR CLBP PARA DIFERENTES MÉTODOS DE ROTAÇÃO E TAMANHO DE AMOSTRA.....	88
FIGURA 6. 22 MATRIZ DE CONFUSÃO DO DESCRITOR CLMP_S/M (23,4).....	91
FIGURA 6. 23 EXEMPLO DE TEXTURAS CLASSIFICADAS INCORRETAMENTE PELO DESCRITOR CLMP_S/M (24,3).....	92
FIGURA 6. 24 MATRIZ DE CONFUSÃO DO DESCRITOR SLMP_M (24,3).....	93
FIGURA 6. 25 EXEMPLO DE TEXTURAS CLASSIFICADAS INCORRETAMENTE PELO DESCRITOR SLMP_M (24,3)	93
FIGURA 6. 26 MATRIZ DE CONFUSÃO DO DESCRITOR CLBP_S/M (24,3).....	94
FIGURA 6. 27 EXEMPLO DE TEXTURAS CLASSIFICADAS INCORRETAMENTE PELO DESCRITOR CLBP_S/M (24,3)	94

LISTA DE TABELAS

TABELA 4. 1 COMPARAÇÃO DOS VETORES DE CARACTERÍSTICAS DO CLMP E CLBP	62
TABELA 5. 1 PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO PSO.....	67
TABELA 6. 1 PARÂMETROS ÓTIMOS PARA A BASE KYLBERG SINTORN.....	75
TABELA 6. 2 PARÂMETROS ÓTIMOS PARA A BASE BRODATZ <i>TEXTURE ROTATION DATASET</i>	76
TABELA 6. 3 DIMENSÃO DOS DESCRITORES AVALIADOS COM CONFIGURAÇÃO (8,1).....	77
TABELA 6. 4 DIMENSÃO DOS DESCRITORES AVALIADOS COM DIFERENTES CONFIGURAÇÕES DE PONTOS DE AMOSTRAGEM E RAIO	81
TABELA 6. 5 TEMPO COMPUTACIONAL PARA GERAÇÃO DO VETOR DE CARACTERÍSTICAS.....	90

LISTA DE SIGLAS

1-NN	<i>Fisrt Nearest Neighbor</i>
BS	B-spline
CS-LBP	<i>Center-Symmetric Local Binary Pattern</i>
CS-LMP	<i>Center-Symmetric Local Mapped Pattern</i>
CLBP	<i>Completed Local Binary Pattern</i>
CLBP_C	<i>Completed Local Binary Pattern_Center</i>
CLBP_S	<i>Completed Local Binary Pattern_Sign</i>
CLBP_M	<i>Completed Local Binary Pattern_Magnitude</i>
CLMP	<i>Completed Local Mapped Pattern</i>
CLMP_C	<i>Completed Local Mapped Pattern_Center</i>
CLMP_S	<i>Completed Local Mapped Pattern_Sign</i>
CLMP_M	<i>Completed Local Mapped Pattern_Magnitude</i>
CB	Cúbica de terceira ordem
GLCM	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i>
HOG	<i>Histograms of Oriented Gradients</i>
HW	<i>Hardware</i>
ILBP	<i>Improved Local Binary Pattern</i>
ILBPDFT	<i>Improved Local Binary Pattern Discrete Fourier Transform</i>
ILTP	<i>Improved Local Ternay Pattern</i>
ILTPDFT	<i>Improved Local Ternary Pattern Discrete Fourier Transform</i>
LAVI	Laboratório de Visão Computacional do Depto. de Engenharia Elétrica EESC-USP
LBP	<i>Local Binary Pattern</i>
$LBP_{P,R}^{ri}$	<i>Local Binary Pattern Rotation Invariant</i>
$LBP_{P,R}^{riu2}$	<i>Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform</i>
LBPDFT	<i>Local Binary Pattern Discrete Fourier Transform</i>
LBPHF	<i>Local Binary Pattern Histogram Fourier</i>
LDSMT	<i>Local Difference Sign-Magnitude Transform</i>
LFP	<i>Local Fuzzy Pattern</i>
LMP	<i>Local Mapped Pattern</i>

LN	Linear
LTP	<i>Local Ternary Pattern</i>
LTPDFT	<i>Local Ternary Pattern Discrete Fourier Transform</i>
LZ	Lanczos
NN	<i>Nearest Neighbor</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
S-LMP	<i>Sampled Local Mapped Pattern</i>
SLMP_M	<i>Sampled Local Mapped Pattern Magnitude</i>
TU	<i>Texture Unit</i>

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	29
1.1 MOTIVAÇÃO	31
1.2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES	32
1.3 ORGANIZAÇÃO DA TESE	33
2. DESCRITORES DE TEXTURA	35
2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	35
2.2 <i>LOCAL BINARY PATTERN</i> (LBP).....	36
2.3 <i>LOCAL BINARY PATTERN ROTATION INVARIANT</i> ($LBP_{P,R}^{RI}$).....	37
2.4 <i>LOCAL BINARY PATTERN ROTATION INVARIANT UNIFORM</i> ($LBP_{P,R}^{RIU2}$).....	38
2.5 <i>IMPROVED LOCAL BINARY PATTERN</i> (ILBP)	38
2.6 <i>CENTER-SYMMETRIC LOCAL BINARY PATTERN</i> (CS-LBP)	40
2.7 <i>COMPLETED LOCAL BINARY PATTERN</i> (CLBP)	41
2.8 DESCRITORES COM TRANSFORMADA DE FOURIER	43
2.9 <i>HISTOGRAMS OF ORIENTED GRADIENTS</i> (HOG)	43
2.10 <i>LOCAL MAPPED PATTERN</i> (LMP).....	45
2.11 <i>SAMPLED LOCAL MAPPED PATTERN</i> (S-LMP).....	47
2.12 CONSIDERAÇÕES FINAIS	48
3. OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS	49
3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	49
3.2 INTELIGÊNCIA COLETIVA	50
3.3 ALGORITMO PSO.....	51
3.4 PARÂMETROS DE CONTROLE	53
3.5 VARIAÇÕES E MELHORIAS DOS COMPONENTES DO PSO	54
3.5.1 <i>Fator inercial</i>	54
3.5.2 <i>Fator de constrição</i>	54
3.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	55
4. DESCRITORES PROPOSTOS	57
4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	57
4.2 <i>COMPLETED LOCAL MAPPED PATTERN</i> (CLMP)	60
4.3 <i>SAMPLED LOCAL MAPPED PATTERN MAGNITUDE</i> (SLMP_M).....	62

4.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	63
5.	MATERIAL E MÉTODO.....	65
5.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	65
5.2	OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS β E B DOS DESCRITORES BASEADOS NO MÉTODO LMP 65	
5.3	KYLBERG SINTORN <i>ROTATION DATASET</i>	68
5.3.1	ROTAÇÃO POR <i>HARDWARE</i> (HW).....	69
5.3.2	ROTAÇÃO POR <i>SOFTWARE</i>	69
5.4	ÁLBUM DE BRODATZ ROTACIONADO	69
5.4.1	ROTAÇÃO POR <i>HARDWARE</i>	70
5.4.2	ROTAÇÃO POR <i>SOFTWARE</i>	72
5.5	PROCESSO DE AVALIAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO.....	73
5.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	74
6.	RESULTADOS.....	75
6.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	75
6.2	EXPERIMENTO 1	76
6.3	EXPERIMENTO 2	80
6.4	EXPERIMENTO 3	84
6.5	EXPERIMENTO 4	86
6.6	EXPERIMENTO 5	89
6.7	ANÁLISE QUALITATIVA	91
6.8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	95
7.	CONCLUSÕES.....	97
7.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	100
7.2	PUBLICAÇÕES ORIUNDAS DO TRABALHO	100
	REFERÊNCIAS.....	101
	APÊNDICE A – ACURÁCIAS MÉDIAS OBTIDAS PELOS DESCRITORES AVALIADOS NO EXPERIMENTO 1	111
	APÊNDICE B – ACURÁCIAS MÉDIAS OBTIDAS PELOS DESCRITORES AVALIADOS NO EXPERIMENTO 2	115

APÊNDICE C – ACURÁCIAS MÉDIAS OBTIDAS PELOS DESCRITORES AVALIADOS NO EXPERIMENTO 3.....	119
APÊNDICE D – ACURÁCIAS MÉDIAS OBTIDAS PELOS DESCRITORES AVALIADOS NO EXPERIMENTO 4.....	129

Capítulo 1

Introdução

A extração de características de textura está presente em uma variedade de aplicações da visão computacional, tais como classificação (NGUYEN et al., 2016; PAN et al., 2017), reconhecimento de face (LATIF et al., 2016; HU et al., 2016), correspondência de imagens (FERRAZ; GONZAGA, 2016; SONG et al., 2017a;), reconhecimento de cenas e objetos (REN; JIANG; YUAN, 2017; SHANG et al., 2016), e diagnóstico médico (DAS et al., 2015; MORALES et al., 2017) entre outras.

No mundo real, as texturas além de apresentarem padrões intrínsecos complexos que são difíceis de descrever ao usar um modelo universal, também exibem grandes variações extrínsecas como, por exemplo, a não uniformidade, mudanças de orientação, escala e iluminação, devido a diferentes condições da imagem. A maioria das abordagens utilizadas para classificação de textura assume, explícita ou implicitamente, que as amostras desconhecidas a serem classificadas são idênticas às amostras de treinamento com relação à escala espacial, orientação e valores em escala de cinza. No entanto, texturas do mundo real podem ocorrer em resoluções espaciais e rotações arbitrárias e podem estar sujeitas a diferentes condições de iluminação. Em tal cenário, em uma boa representação das características de uma imagem esperam-se as seguintes propriedades para uma classificação eficiente de texturas (SONG et al., 2017b):

- Discriminativa, para distinguir diferentes classes de texturas;
- Invariante às transformações da imagem, tais como: rotação, iluminação, escala e mudança de ponto de vista;
- Insensível ao ruído;
- Baixa dimensionalidade, para facilitar operações subsequentes (por exemplo, armazenamento, correspondência ou classificação);
- Eficiente para implementação.

O desafio de uma classificação eficiente inspirou uma coleção de estudos, que geralmente incorporam invariância em relação a uma ou no máximo duas das propriedades de

escala espacial, orientação e escala de cinza. Kashyap e Khotanzad (1986) estão entre os primeiros pesquisadores a estudar a classificação de textura invariante à rotação usando um modelo auto regressivo circular.

Na fase inicial, muitos modelos foram explorados para estudar invariância à rotação para a classificação de textura, como os modelos ocultos de Markov (CHEN; KUNDU, 1994). Varma e Zisserman (2005) propuseram um conjunto de treinamento formado por um dicionário de *textons* invariante à rotação, e, em seguida, as imagens de textura foram classificadas com base na distribuição desses *textons*. A análise fractal também foi proposta para classificação de texturas invariantes à rotação no trabalho de Varma e Garg (2007).

Também foram propostas algumas técnicas para estimar a orientação da imagem de maneira a facilitar a classificação das texturas, incluindo métodos baseados na distribuição angular de potência do sinal no domínio de Fourier (BIGUN; GRANLUND; WIKLUND, 1991; CHANDRA, 1998), em gradientes de imagem e na estrutura de auto correlação do sinal (MESTER, 2000). No trabalho de Jafari-Khouzani e Soltanian-Zadeh (2005) a direção principal da textura é estimada ao aplicar a transformada Radon, a imagem é rotacionada para posicionar a direção principal em 0 graus. Em seguida, a transformada *wavelet* é utilizada para extrair características de textura.

Diante do desafio de rotações arbitrárias, ao longo dos anos foram propostos também vários descritores com propriedades invariantes à rotação com formulações mais simples para caracterização de imagens de textura, especialmente descritores baseados na codificação de micropadrões presentes nas texturas. Dentre os descritores de micropadrões existentes o *Local Binary Pattern (LBP)* proposto por Ojala, Pietikäinen e Mäenpää (2002), ganhou grande atenção de vários pesquisadores e seu algoritmo foi estendido para diferentes aplicações devido a sua simplicidade de implementação (HEIKKILÄ; PIETIKÄINEN; SCHMID, 2009; LATEGAHN et al., 2010). O LBP e suas variações representam a relação de cada pixel e os seus vizinhos (localizado em um círculo em torno do pixel) por um padrão binário e utilizam o histograma dos padrões de textura para a classificação.

Em trabalho recente, Liu et al. (2017) apresentam um levantamento das variações do LBP com mais destaque na literatura, dentre elas o *Completed Local Binary Pattern (CLBP)* (GUO; ZHANG; ZHANG, 2010a) que utiliza vizinhanças circulares e foi proposto para trabalhar com imagens rotacionadas realizando a combinação de vários descritores para gerar seu vetor final de características. Devido ao seu desempenho na descrição de texturas e a simplicidade de implementação, o CLBP está presente em vários trabalhos recentes. Zeppelzauer et al. (2016) aplicam esse descritor na classificação de textura em imagens de

rochas. Rassem (2017) apresenta uma extensão do CLBP para imagens coloridas aplicado na categorização de imagens de cenas de eventos esportivos. Os autores Ryu, Hong e Yang (2015) propuseram uma extensão do CLBP para classificação de texturas. Chen et al. (2016) também apresentaram uma outra extensão do CLBP; os autores aprimoraram o seu poder de representação com uma versão multiescala aplicada na classificação de imagens de sensoriamento remoto.

Apesar da popularidade dos descritores baseados no LBP, o método convencional de codificação invariante à rotação tem a desvantagem de negligenciar a informação de alguns padrões durante seu procedimento de codificação. E é neste contexto que esta tese está inserida, pois, os padrões desconsiderados, também possuem poder discriminativo e, por meio da evolução do descritor *Local Mapped Pattern* (LMP) proposta nesta tese, é possível obter robustez na descrição de imagens rotacionadas, com menos perda de informação dos padrões contidos na imagem digitalizada.

1.1 Motivação

Apesar da existência de várias abordagens para descrição de imagens de texturas, não há um método genérico ou formal que seja válido para vários tipos de imagens e aplicações. As variadas definições de textura conduzem a diferentes formas de análise, assim, várias abordagens foram desenvolvidas buscando utilizar a textura como base na descrição de uma imagem rotacionada. No entanto, a maioria dos métodos ainda codifica apenas um tipo de informação, por exemplo, a intensidade ou a direção, o que limita as suas capacidades de descrição.

Como o *Local Mapped Pattern* (LMP), um descritor de texturas em desenvolvimento no grupo de pesquisa do Laboratório de Visão Computacional (LAVI), tem obtido resultados eficientes na classificação de texturas gerais e, a sua formulação paramétrica permitir diferentes configurações, é motivação deste trabalho propor uma nova abordagem, que seja mais eficiente para a descrição de texturas rotacionadas, baseada no descritor paramétrico LMP.

Em algumas aplicações, como por exemplo, reconhecimento de face, a orientação do objeto é conhecida, enquanto que em muitas outras aplicações a orientação de um objeto pode ser arbitrária e, portanto, também a textura. No último caso, a textura pode ser girada para uma orientação principal ou direção principal, ou, alternativamente, um descritor de textura invariante à rotação pode ser usado.

Para validação de descritores de textura invariantes à rotação é necessário realizar testes em imagens com diferentes ângulos de rotação. Na literatura é possível encontrar poucas opções de bases com imagens de texturas rotacionadas; na Tabela 1.1 são detalhadas três das bases mais usadas atualmente.

Tabela 1. 1 Descrição das bases de imagem de textura

Base de imagens	Classes	Ângulos de rotação
Outex (OJALA et al., 2002)	9	0° 5° 10° 15° 30° 45° 60° 75° 90°
Mondial Marmi (BIANCONI, 2012)	12	0° 10° 20° 30° 40° 50° 60° 70° 80° 90°
Kylberg Sintorn Rotation dataset (KYLBERG, 2014)	25	0° 40° 80° 120° 160° 200° 240° 280° 320°

Observa-se que não há uma grande variação dos ângulos de rotação, bem como a quantidade de classes disponíveis. Assim, é motivação deste trabalho desenvolver e disponibilizar uma nova base com mais classes e ângulos de rotação de maneira a aproximar de situações reais em que é possível encontrar imagens nos mais variados ângulos de rotação. Dentre as bases citadas, a base Kylberg Sintorn além de contar com imagens rotacionadas via *hardware*, também apresenta imagens rotacionadas por métodos computacionais. Por se tratar da única base com imagens rotacionadas via *software*, também é motivação deste trabalho apresentar uma nova opção de base de imagens de texturas rotacionadas por métodos computacionais com mais opções de ângulos e diferentes classes.

A avaliação de técnicas de interpolação no processo de rotação de imagens mostra-se importante em métodos que necessitam realizar rotações computacionais durante seu processo de codificação da imagem como é realizado, por exemplo, no trabalho de Jafari-Khouzani e Soltanian-Zadeh (2005).

1.2 Objetivos e contribuições

O principal objetivo desta tese de doutoramento é o desenvolvimento de descritores de textura que codifiquem as imagens submetidas a rotações em ângulos arbitrários de maneira robusta, baseados no descritor *Local Mapped Pattern* (LMP). Além disso, a obtenção dos parâmetros inerentes ao método LMP devem ser obtidos de maneira automática, simples e

confiável e não de maneira empírica como realizado até então. Assim, também é objetivo deste trabalho apresentar um algoritmo de otimização por enxame de partículas (PSO) (KENNEDY; EBERHART, 1995), como ferramenta de otimização, mostrando a sua viabilidade na busca de parâmetros ótimos para os descritores baseados no descritor *Local Mapped Pattern* no processo de classificação de texturas.

Ainda mais, é objetivo desta tese verificar se rotações realizadas por meio de métodos computacionais de interpolação (por *software*) podem ser usadas para se avaliar texturas rotacionadas em contraposição a texturas adquiridas já rotacionadas (por *hardware*).

A primeira contribuição desta tese foi o desenvolvimento de uma nova base rotacionada do Álbum de Brodatz, com maior quantidade de amostras, diferentes tamanhos de amostra e ângulos de rotação. Esta nova base contém imagens rotacionadas por *Hardware* como também, por cinco métodos computacionais de interpolação: Lanczos, B-spline, Cúbica, Linear e *Nearest Neighbor*.

A segunda contribuição foi o desenvolvimento do descritor *Completed Local Mapped Pattern* (CLMP), que realiza a combinação de três diferentes operadores: CLMP_M, CLMP_S e CLMP_C para codificar a informação em imagens de texturas. Este descritor é inspirado no *Completed Local Binary Pattern* (CLBP), mas, diferente deste, com a mesma maneira de combinação dos operadores possibilita uma excelente acurácia média no processo classificatório para diferentes configurações e testes experimentais.

A terceira contribuição foi o desenvolvimento do descritor *Sampled Local Mapped Pattern Magnitude* (SLMP_M). O descritor combina a informação de sinal do descritor *Sampled Local Mapped Pattern* (SLMP), que é uma versão de vizinhança circular do descritor LMP, com a inserção da informação de magnitude de maneira concatenada. O descritor SLMP_M é uma variação do primeiro descritor proposto nesta tese.

1.3 Organização da Tese

Estruturalmente, este trabalho está dividido da seguinte maneira:

O Capítulo 1 é a introdução ao assunto abordado neste trabalho, motivação, objetivos e contribuições e organização desta tese.

O Capítulo 2 apresenta as principais abordagens utilizadas para descrição de textura.

No Capítulo 3 é apresentado o formalismo do método de otimização baseado em enxame de partículas. Inicialmente, são introduzidos os conceitos e definições e é apresentado o equacionamento que descreve o modelo do algoritmo.

No Capítulo 4 são formulados os métodos propostos nesta tese para descrição de imagens de textura rotacionadas.

A metodologia empregada neste trabalho para otimização na descrição de texturas está detalhada no Capítulo 5, bem como, o processo de digitalização de uma nova base de imagens rotacionadas do Álbum de Brodatz.

No Capítulo 6 são apresentados e discutidos os resultados obtidos nesta tese.

E finalmente, no Capítulo 7, são mostradas as conclusões, discutindo-se as limitações dos descritores propostos, sendo apresentadas sugestões de continuidade deste trabalho.

Capítulo 2

Descritores de textura

2.1 Considerações Iniciais

Em visão computacional, descritores de padrões locais são baseados em padrões da imagem extraídos de pequenas regiões e usam histogramas para computar suas ocorrências e gerar um vetor de características. Vários descritores foram propostos nos últimos anos com o objetivo de caracterizar estes padrões de texturas locais.

Pode-se considerar a Matriz de Coocorrência de Níveis de Cinza (GLCM - *Gray Level Co-occurrence Matrix*) proposta por Haralick, Shanmugam, e Dinstein (1973) como o método pioneiro na caracterização de imagens de textura. Esse método considera a ocorrência estatística de cada nível de cinza em pixels diferentes na imagem definidos ao longo de diferentes direções. Uma vez criada a matriz GLCM, várias medidas texturais podem ser calculadas a partir dela: contraste, correlação, energia, diferença de entropia, entre outras. As matrizes de co-ocorrência são uma boa ferramenta na classificação de imagens, no entanto, apresentam alto custo computacional.

Motivados pela GLCM, He e Wang (1990) propuseram o *Texture Unit* (TU), método que considera uma vizinhança de 3×3 pixels da imagem para extração de informações. Comparando-se os valores de intensidade de nível de cinza, a unidade de textura padrão é gerada. Aos pixels da vizinhança que têm exatamente o mesmo valor que o pixel central é atribuído o valor um, aos pixels da vizinhança que têm valores menores que o pixel central, valor zero e aos pixels da vizinhança com valores maiores do que o pixel central atribui-se o valor dois. No entanto, na prática, apenas uma proporção muito pequena de pixels vizinhos têm exatamente os mesmos valores do pixel central. Portanto, a maioria das unidades de textura são zero ou dois, fazendo o TU parecer um padrão binário. A partir deste método é possível se obter até $3^8 = 6561$ códigos de unidades de textura.

Inspirados no método *Texture Unit*, Ojala, Pietikainen e Harwood (1996) propuseram o *Local Binary Pattern* (LBP) que assim como o *Texture Unit*, tem como ideia básica que uma imagem é composta por micropadrões e, ao longo dos anos, vários descritores baseados

neste método foram publicados. Nas seções seguintes encontra-se um conjunto, embora incompleto, dos descritores mais usados na atualidade, como também novos desdobramentos baseados no descritor LMP, descritor de micropadrões em desenvolvimento no LAVI.

2.2 *Local Binary Pattern (LBP)*

No LBP uma vizinhança 3 x 3 pixels é analisada comparando-se a intensidade do nível de cinza do pixel central com os pixels da vizinhança utilizando-se uma função de limiar binária para extração dos padrões binários de acordo com o resultado da comparação. Formalmente, o LBP é definido pela Equação 2.1:

$$LBP = \sum_{p=1}^8 s(g_p - g_c) 2^{p-1} \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

na qual, g_c é o valor do nível de cinza do pixel central e g_p são os valores dos níveis de cinza dos pixels da vizinhança.

Como esta abordagem utiliza apenas dois níveis de limiarização há uma redução na quantidade de códigos gerados de 6561 do TU para 256 códigos do LBP, isto faz com que a técnica se torne mais rápida na classificação de texturas.

O LBP tornou-se um dos descritores mais utilizados na literatura, e tem sido aplicado com sucesso em muitas tarefas de visão computacional, tais como reconhecimento de face (AHONEN; HADID; PIETIKAINEN, 2006), classificação de textura (TOPI et al, 2000; LIAO; LAW; CHUNG, 2009; GUO; ZHANG; ZHANG, 2010a), detecção de forma (HUANG; LI; WANG, 2004), e a detecção humana (HE et al, 2007). Pietikäinen et al. (2011) apresentam uma compilação de vários trabalhos desenvolvidos a partir da aplicação do LBP.

Com o objetivo de lidar melhor com o ruído, particularmente em regiões quase uniformes da imagem, TAN e TRIGGS (2007) propuseram o *Local Ternary Pattern (LTP)* que estende os códigos do LBP para três valores, ou seja, a função binária $s(x)$ é substituída pela função ternária da Equação 2.2:

$$s(x, t) = \begin{cases} 1 & x \geq g_c + t \\ 0 & x - g_c < t \\ -1 & x \leq g_c - t \end{cases} \quad (2.2)$$

Neste descritor a diferença entre os pixels da vizinhança g_p e o valor de pixel central g_c é codificada com três valores usando um valor de limiar t . Em vez de usar um código com base 3 para codificar os três estados, o LTP usa dois códigos binários representando os componentes positivo e negativo do código ternário. Isto é, dois códigos binários que codificam os dois estados $\{-1, 1\}$. Esses códigos binários são armazenados em dois histogramas separados e, como último passo, os histogramas são concatenados para formar o vetor de características LTP.

2.3 *Local Binary Pattern Rotation Invariant* ($LBP_{P,R}^{ri}$)

Com o objetivo de tornar o LBP invariante à rotação e à variação de níveis de cinza Ojala, Pietikäinen e Mäenpää (2002) estenderam a definição do *LBP* para vizinhanças circulares do pixel, o *Local Binary Pattern Rotation Invariant* ($LBP_{P,R}^{ri}$) que não impõe limite para o tamanho da vizinhança ou para o número de pontos de amostragem.

Nesta evolução do *LBP*, os pixels da vizinhança do pixel central são indexados de modo que formem uma cadeia circular (tornando mais fácil de obter descritores de texturas invariantes a rotação). Os pixels da vizinhança em posição diagonal são obtidos por meio de interpolação bilinear. Ambas as modificações são necessárias para obter a vizinhança circularmente simétrica, o que permite derivar para uma versão de rotação invariável. Se for aplicado ($P = 8, R = 1$), obtém-se o $LBP_{8,1}^{ri}$, que é similar ao LBP básico proposto em (OJALA; PIETIKAINEN; HARWOOD, 1996).

Considerando-se uma imagem I uma matriz de níveis de cinza $I(x, y)$, g_c o nível de cinza de um pixel arbitrário de I na coordenada (x, y) , g_p o nível de cinza de um ponto de amostragem em uma vizinhança circular com P amostras igualmente espaçadas em um raio R na vizinhança do ponto (x, y) , suas coordenadas podem ser calculadas pelas Equações 2.3, 2.4 e 2.5.

$$g_p = I(x_p, y_p) \quad p = 0, \dots, P - 1 \quad (2.3)$$

$$x_p = x + R \times \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \quad (2.4)$$

$$y_p = y - R \times \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \quad (2.5)$$

A Figura 2.1 ilustra a composição da vizinhança circular para diferentes valores de P e R , número de vizinhos e raio, respectivamente.

Figura 2.1 Vizinhanças circulares (8,1), (16,2) e (8,2) de um pixel em multiresolução LBP.

Fonte: Pietikainen et al. (2011).

2.4 Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform ($LBP_{P,R}^{riu2}$)

Uma desvantagem do $LBP_{P,R}^{ri}$ é que o número possível de padrões locais cresce rapidamente se o número de vizinhos crescer, e dependendo da quantidade adotada, torna-se inviável para aplicações reais. Assim, Ojala, Pietikainen, Maenpaa (2002) propuseram outra extensão do LBP original utilizando os chamados padrões uniformes. Para isto, uma métrica de uniformidade de padrão é utilizada: u é o número de transições bit a bit de 0 para 1 ou vice versa quando o padrão do bit é percorrido de maneira circular. Um código LBP é considerado uniforme se a medida de uniformidade u é no máximo 2. Para exemplificar, os padrões 00000000 (zero transições), 01110000 (duas transições) e 11001111 (duas transições) são uniformes, enquanto os padrões 11001001 (quatro transições) e 01010010 (seis transições) não são.

Ojala, Pietikainen e Maenpaa (2002) notaram em seus experimentos com imagens de texturas, que padrões uniformes representam cerca de 90% de todos os padrões quando utiliza a vizinhança (8,1) e cerca de 70% quando utiliza a vizinhança (16,2). Com esta abordagem o número de códigos binários diferentes é reduzido, mantendo-se um bom desempenho. Por exemplo, o número dos *bins* do histograma com um LBP 8-bit é reduzido para 59 *bins*, sendo que os primeiros 58 *bins* são padrões uniformes e o último *bin* contém a frequência de ocorrência de todos os outros padrões não-uniformes (PIETIKÄINEN et al., 2011).

2.5 Improved Local Binary Pattern (ILBP)

Seguindo o LBP, Jin et al. (2004) propuseram o *Improved Local Binary Pattern* (ILBP), considerado mais robusto aos efeitos dos ruídos, porque o padrão local é gerado por meio da comparação das intensidades dos níveis de cinza de todos os pixels, incluindo o pixel

central, com o valor médio das intensidades de nível de cinza da vizinhança. Portanto, o tamanho do descritor ILBP (2^9) é duas vezes o tamanho do descritor LBP (2^8). O ILBP é expresso pela Equação 2.6,

$$ILBP = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - m)2^i + s(g_c - m)2^P \quad s(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

em que, m é o valor médio das intensidades de nível de cinza da vizinhança de 3 x 3 pixels e é tomado como o novo limiar.

Embora os padrões extraídos pelo LBP tenham grande poder discriminativo, ele perde a estrutura sob algumas circunstâncias. Os autores afirmam que se deve considerar o pixel central a fim de se obter todas as representações dos micropadrões. Na maioria dos casos, o pixel central fornece mais informações do que a sua vizinhança, e assim, deve assumir o maior peso. O valor do pixel que antes era de [0 a 255] passa a ser mapeado de [0 a 510] com informação de textura e forma. De maneira semelhante, é possível mapear o valor de pixel para o intervalo [0 a 30] usando a configuração $LBP_{4,1}$ (redução do vetor de características).

Na Figura 2.2, são mostradas as diferenças entre o $LBP_{4,1}$ original e o $ILBP_{4,1}$. A Figura 2.2a representa uma vizinhança 3 x 3 da imagem que caracteriza uma microestrutura de canto, a Figura 2.2b exibe o resultado do LBP original¹ e a Figura 2.2c exibe o resultado do $ILBP_{4,1}$.

Figura 2.2 Comparação entre $LBP_{(4,1)}$ e $ILBP_{(4,1)}$.

X	1	X	X	0	X	X	0	X
1	20	20	0	*	0	0	1	1
X	20	X	X	0	X	X	1	X
(a) Vizinhança original			(b) $LBP_{4,1}$			(c) $ILBP_{4,1}$		

Fonte: Jin et al. (2004).

Aparentemente, não é possível descrever a estrutura de canto corretamente ao usar o LBP original, porque nenhum pixel da vizinhança é maior do que o pixel central. Já com o ILBP definido pela Equação 2.6, o novo limiar é definido, para este exemplo, como 12 $[(1+1+20+20+20)/5]$ e assim é possível observar que a estrutura local é obtida.

¹ Neste trabalho os autores adotam que pixels da vizinhança com intensidades menores ou iguais ao pixel central assumem o valor zero.

Em analogia à extensão do LBP para ILBP, em que o valor médio de vizinhança é usado como o limiar local e o pixel central é incluso no código gerado, o LTP pode ser estendido também para *Improved Local Ternary Pattern* (ILTP), isto foi proposto pelos autores Nanni, Brahmam e Lumini (2010). Neste descritor é empregado o mesmo esquema de utilização de dois códigos binários concatenados para geração do vetor de características como é realizado no LTP.

2.6 Center-Symmetric Local Binary Pattern (CS-LBP)

Heikkila, Pietikainen e Schmid (2006) propuseram o *Center-Symmetric Local Binary Pattern* (CS-LBP). Neste descritor ao invés de comparar o valor da intensidade de um pixel central com os pixels da vizinhança, o método compara pares simétricos ao centro dos pixels tal como ilustrado na Figura 2.3. Concretamente, cada pixel vizinho é comparado com o seu equivalente de centro simétrico (de um total de quatro comparações ao longo das direções vertical, horizontal, diagonal e anti-diagonal). Como resultado, o CS-LBP só produz $2^4 = 16$ padrões binários diferentes, alcançando uma redução significativa da dimensionalidade e ainda preserva o caráter distintivo.

Figura 2.3 Comparativo dos padrões binários do LBP e CS-LBP para uma vizinhança de 8 pixels

Fonte: Heikkila, Pietikainen e Schmid (2006).

Baseados no CS-LBP, Ferraz, Pereira e Gonzaga (2014) propuseram um novo descritor de região de interesse chamado de *Center-Symmetric Local Mapped Pattern* (CS-LMP) que combina as propriedades desejáveis do CS-LBP utilizando o método LMP, que também encontra-se descrita neste trabalho (Seção 2.8). Esse novo descritor capta as pequenas transições dos pixels na imagem com maior precisão, resultando em um maior número de corretas correspondências do que o CS-LBP. Além disso, não utiliza *Principal*

Component Analysis (PCA) para diminuir o tamanho do vetor de características, mas, quantiza o histograma em um número fixo de *bins*.

2.7 Completed Local Binary Pattern (CLBP)

No descritor denominado *Completed Local Binary Pattern* (CLBP), proposto em (GUO; ZHANG; ZHANG, 2010b) um micropadrão é representado pelo pixel central e pela *Local Difference Sign-Magnitude Transform* (LDSMT). O pixel central é codificado por um código binário após uma limiarização global, e o mapa binário é denominado CLBP_Center (CLBP_C). Outros dois componentes complementares são obtidos pela LDSMT: os sinais da diferença e as magnitudes da diferença, propondo-se dois operadores, CLBP_Sign (CLBP_S) e CLBP_Magnitude (CLBP_M) para codificá-las.

O método pode ser entendido da seguinte maneira. Dado um pixel central g_c e seus P vizinhos g_p , $p = 0, 1, \dots, P - 1$, a diferença entre g_c e g_p pode ser calculada como $d_p = g_p - g_c$. O vetor de diferença local $[d_0, \dots, d_{P-1}]$ descreve a estrutura local da imagem em torno de g_c , a diferença d_p pode ser decomposta em duas componentes, usando-se a LDSMT definida pela Equação 2.7,

$$d_p = s_p \times m_p \quad e \quad \begin{cases} s_p = \text{sign}(d_p) \\ m_p = |d_p| \end{cases} \quad (2.7)$$

na qual, $s_p = \begin{cases} 1 & d_p \geq 0 \\ -1 & d_p < 0 \end{cases}$ é o sinal de d_p e m_p é a magnitude de d_p .

Com a Equação 2.7, o vetor de diferenças local $[d_0, \dots, d_{P-1}]$ é transformado em um vetor de sinal $[s_0, \dots, s_{P-1}]$ e um vetor de magnitudes $[m_0, \dots, m_{P-1}]$, obviamente ambos são complementares e o vetor original de diferenças pode ser reconstruído a partir deles. A Figura 2.4 exibe um exemplo.

Figura 2.4 (a) micropadrão de 3x3 pixels (b) diferenças locais (c) componentes de sinal (d) componentes de magnitude.

9	12	34	-16	-13	9	-1	-1	1	16	13	9
10	25	28	-15		3	-1		1	15		3
99	64	56	74	39	31	1	1	1	74	39	31
(a)	(b)	(c)	(d)								

Fonte: Guo, Zhang e Zhang (2010b).

A Figura 2.4a exibe um micropadrão de 3 x 3 pixels com o pixel central igual a 25. O vetor de diferenças (Figura 2.4b) é $[3, 9, -13, -16, -15, 74, 39, 31]$. Após aplicar a LDSMT, o vetor dos componentes de sinal (Figura 2.4c) é $[1, 1, -1, -1, -1, 1, 1, 1]$ e o vetor das componentes de magnitude é $[3, 9, 13, 16, 15, 74, 39, 31]$ (Figura 2.4d).

O descritor CLBP_S é o mesmo que o LBP original definido pela Equação 2.1. Como os componentes de magnitude tem valores contínuos ao invés de valores binários “1” e “-1”, eles não podem ser codificados diretamente como os de sinal. Inspirados na estratégia de codificação do CLBP_S e com o intuito de codificar a magnitude em um formato consistente com o do sinal, o CLBP_M é definido pela Equação 2.8,

$$CLBP_M_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p, c) 2^p \quad t(x, c) = \begin{cases} 1 & x \geq c \\ 0 & x < c \end{cases} \quad (2.8)$$

em que, c é um limiar definido como o valor médio de m_p de toda a imagem. Similar ao $LBP_{P,R}^{riu2}$, a versão invariante a rotação do CLBP_M_{P,R} é denominada CLBP_M_{P,R}^{riu2}.

Ambos os descritores CLBP_S e CLBP_M produzem códigos binários de modo que possam ser convenientemente utilizados em conjunto para classificação de padrões. Existem duas maneiras para combinar os códigos CLBP_S e CLBP_M: de maneira concatenada ou conjunta. No primeiro modo, calculam-se os histogramas dos códigos do CLBP_S e do CLBP_M separadamente, e, em seguida, são concatenados os dois histogramas. Neste esquema o CLBP pode ser representado como "CLBP_S_M". Na segunda maneira, é calculado um histograma conjunto 2-D dos códigos CLBP_S e CLBP_M. Desta maneira o CLBP é representado como "CLBP_S/M".

O pixel central, que expressa o nível de cinza local da imagem, também tem informações discriminantes. Para torná-lo coerente com o CLBP_S e o CLBP_M, o CLBP_C é definido pela Equação 2.9,

$$CLBP_C_{P,R} = t(g_p - \tau_1) \quad (2.9)$$

em que, $t(x)$ é definido como na Equação 2.8 e τ_1 é o nível de cinza médio de toda a imagem.

Os três operadores, CLBP_S, CLBP_M, e CLBP_C, podem ser combinados de duas formas, em conjunto ou de maneira híbrida. No primeiro modo, semelhante ao histograma conjunto 2-D, é possível construir um histograma conjunto 3-D deles, representado por "CLBP_S/M/C". No segundo modo, um histograma conjunto 2-D, "CLBP_S/C" ou

"CLBP_M/C" é construído primeiro, e, em seguida, o histograma é convertido para um histograma 1D, que é então concatenado com o CLBP_M ou o CLBP_S para gerar um histograma conjunto, representado por "CLBP_M_S/C" ou "CLBP_S_M/C".

Um inconveniente destes histogramas híbridos gerados é que podem demandar muito tempo computacional, devido à alta dimensionalidade, dependendo da configuração. Por exemplo, se forem combinados $CLBP_S/M/C_{8,1} + CLBP_S/M/C_{16,2} + CLBP_S/M/C_{24,3}$ obtém-se um vetor de características com dimensionalidade de 2200 *bins*.

2.8 Descritores com Transformada de Fourier

Existem diferentes métodos para tornar o descritor LBP invariante à rotação além da vizinhança circular. Ahonen et al. (2009) aplicam Transformada de Fourier nas ocorrências dos códigos de rotação e o espectro de potência resultante é usado como vetor de características. O descritor é chamado de *Local Binary Pattern Histogram Fourier* (LBP^{HF}). Uma vez que as características de Fourier são calculadas no histograma global de códigos binários na região investigada, o LBP^{HF} atinge a invariância de rotação globalmente e, portanto, mantém a distribuição relativa dentro dos grupos de rotação (ZHAO et al., 2012).

No entanto, o descritor LBP^{HF} apenas considera códigos binários uniformes (códigos binários com no máximo duas transições entre 0 e 1). Ele foi generalizado em (FERNÁNDEZ et al., 2011) para incluir todos os códigos binários, uniformes e não uniformes, e chamados LBP^{DFT} . Juntamente com o descritor LBP^{DFT} , o descritor $ILBP^{DFT}$ correspondente também foi introduzido em (FERNÁNDEZ et al., 2011).

Diante dos métodos mencionados com a inserção de características de Fourier, Kylberg e Sintorn (2016) propuseram o LTP^{DFT} e o $ILTP^{DFT}$ que combinam a versão generalizada das características de Fourier de (FERNÁNDEZ et al., 2011) alcançando a invariância global com os descritores LTP e ILTP.

2.9 Histograms of Oriented Gradients (HOG)

O descritor denominado de *Histograms of Oriented Gradients* (HOG) introduzido por Dalal e Triggs (2005) calcula o histograma da orientação dos gradientes na imagem, que resulta em um vetor de características extraídas da imagem. O algoritmo baseia-se na ideia de que a forma e a aparência de um objeto podem ser descritas pela intensidade dos gradientes ou a direção das bordas, sem um conhecimento prévio da posição de tais bordas. É feita uma

divisão da imagem em pequenas regiões espaciais chamadas células ($C1, C2, \dots, Cn$) de tamanho 8×8 pixels. São calculados os gradientes G_X e G_Y , assim como a magnitude e sua orientação. Para cada célula é calculado um histograma local 1-D das orientações sobre os pixels locais. A Figura 2.5 ilustra este processo.

Figura 2.5 Cálculo do histograma de orientação dos gradientes² de uma célula 8×8

Após os histogramas serem computados, eles são normalizados. A normalização é feita por um acúmulo de histogramas locais em regiões espaciais um pouco maiores chamadas de blocos, com tamanho de 2×2 células (Figura 2.6).

Figura 2.6 Acumulado dos histogramas de orientação dos gradientes em blocos para criar a saída F1 do descritor HOG para a janela de 64×128 pixels da imagem²

² Adaptado da imagem criada pelo ilustrador Juned Munshi, disponível em <http://junedmunshiblog.blogspot.com.br/>

Os histogramas acumulados são então utilizados para normalizar todas as células naquele bloco. Após a normalização, é coletada uma janela de detecção sobre os histogramas gerados, que consiste na saída do descritor *HOG*. O descritor *HOG* utiliza a disposição das orientações dos vetores de gradiente para descrever a forma da imagem analisada. Tal descrição é invariante à posição dos gradientes.

Outros trabalhos também utilizam as informações de orientação para descrição de imagens como o *Histogram of Local Orientations (HLO)* proposto por Maani, Kalra e Yang (2013) e o *Histograms of Second-Order Gradients (HSOG)* proposto por HUANG et al. (2014).

2.10 Local Mapped Pattern (LMP)

VIEIRA et al. (2012) apresentam um novo descritor baseado em números *fuzzy* chamado *Local Fuzzy Pattern (LFP)*. Esse método interpreta os valores de nível de cinza de uma vizinhança da imagem como um conjunto *fuzzy* e cada nível de cinza de um pixel como um número *fuzzy*. Uma função de pertinência é usada para descrever o grau de pertinência do pixel central a uma determinada vizinhança.

O conceito do LFP evoluiu para um descritor similar que permite o uso de qualquer função e não apenas funções significativas da Lógica *Fuzzy*. O novo modelo é chamado de *Local Mapped Pattern (LMP)* (FERRAZ; PEREIRA; GONZAGA, 2014). Este modelo considera a soma das diferenças de cada nível de cinza de uma determinada vizinhança em torno do pixel central como um padrão local que pode ser mapeado para um histograma usando uma função de mapeamento. A Figura 2.7 mostra um exemplo de uma vizinhança de 3 x 3 pixels e um gráfico 3D do respectivo padrão local.

Figura 2.7 Padrão Local das diferenças dos níveis de cinza.

Fonte: Ferraz, Pereira e Gonzaga (2014)

Cada padrão definido por uma vizinhança de $W \times W$ pixels é mapeado para um *bin* do histograma h_b usando a Equação 2.10,

$$h_b = \text{round} \left[\frac{\sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^W (f_{g(i,j)} P(k,l))}{\sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^W P(k,l)} \times (B - 1) \right] \quad (2.10)$$

em que, $f_{g(i,j)}$ é a função de mapeamento, $P(k,l)$ é uma matriz de pesos com valores pré-definidos para cada posição de pixel dentro da vizinhança e B é o número de *bins* do histograma. Esta equação representa a soma ponderada de cada diferença de nível de cinza de cada pixel da vizinhança em relação ao pixel central, mapeada para o intervalo $[0,1]$ por uma função de mapeamento, arredondando-se os valores para os B possíveis *bins*.

A Figura 2.8 ilustra o cálculo do código *LMP* para um determinado micropadrão de uma imagem de textura.

Figura 2.8 Cálculo do código LMP

Dependendo da função de mapeamento e da matriz de pesos aplicadas à Equação 2.10 é possível gerar os códigos de algumas abordagens tradicionais previamente publicadas para análise de micropadrões. O *LBP* básico, por exemplo, pode ser derivado da Equação 2.10 usando-se a função degrau de Heaviside, Equação 2.11,

$$f_{g(i,j)} = H[A(k,l) - g(i,j)] \quad e \quad H[A(k,l) - g(i,j)] = \begin{cases} 0 & \text{se } A(k,l) - g(i,j) < 0 \\ 1 & \text{se } A(k,l) - g(i,j) \geq 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

em que, $g(i,j)$ é o valor do pixel central e $A(k,l)$ os valores dos pixels em uma vizinhança (k,l) .

Levando-se em consideração o LBP básico com uma vizinhança de 3 x 3 pixels, a matriz de pesos será:

$$P(k, l) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 128 & 0 & 8 \\ 64 & 32 & 16 \end{bmatrix}$$

2.11 Sampled Local Mapped Pattern (S-LMP)

As características calculadas em uma vizinhança de 3×3 pixels muitas vezes não podem capturar estruturas de grande escala que podem ser as características dominantes de algumas texturas. Assim, o LMP também pode ser estendido para vizinhanças circulares que consideram a vizinhança de um pixel central como um conjunto de valores dentro de um raio de simetria circular R . A configuração da análise multiresolução é dada pelo número de vizinhos, o número de amostras (P) e o valor do raio da vizinhança (R) (CHIERICI, 2015).

Sendo P o número de pixels vizinhos, g_p corresponde ao valor de nível de cinza de cada pixel P amostrado, igualmente espaçados em um círculo de raio R , formando um conjunto de vizinhos de simetria circular no sentido anti-horário, como ilustrado na Figura 2.9.

Figura 2.9 Vizinhos de simetria circular

O pixel central g_c é localizado nas coordenadas $g_0 = (0,0)$, e as coordenadas de cada pixel g_p são dadas pela Equação 2.12,

$$g_p(x, y) = g_p \left(-R \cdot \sin \left(\frac{2\pi p}{P} \right), R \cdot \cos \left(\frac{2\pi p}{P} \right) \right) \quad (2.12)$$

Os valores de nível de cinza que não estão localizados no centro exato de cada pixel são estimados por meio de interpolação bilinear. Cada padrão definido pelas P amostras é mapeado para um *bin* do histograma h_b usando a Equação 2.13,

$$h_b = \text{round} \left[\frac{\sum_{p=1}^P f_{g(p)}}{P} \times (B_1 - 1) \right] \quad (2.13)$$

em que, B_1 é o número de *bins* e $f_{g(p)}$ é a função de mapeamento sigmoidal dada pela Equação 2.14,

$$f_{g(p)} = \frac{1}{1 + e^{\frac{-[g(p)-g_c]}{\beta_s}}} \quad (2.14)$$

sendo β_s a inclinação da curva.

Este descritor não utiliza matriz de pesos, conforme proposto na abordagem do LMP original, mas apenas o número de amostras de pixel (P). Isto garante a característica de rotação invariável, não considerando os posicionamentos dos pixels.

2.12 Considerações Finais

Neste capítulo discorreu-se sobre diferentes descritores de textura encontrados na literatura. Deu-se especial destaque as técnicas mais aplicadas à classificação de imagens rotacionadas devido ao fato deste trabalho objetivar a otimização do descritor LMP para se enquadrar dentro deste método de análise de textura. No próximo capítulo é descrito o método utilizado para escolha de parâmetros ótimos para descritores baseados no método LMP e no capítulo seguinte os conceitos utilizados nos novos descritores de micropadrões propostos nesta tese.

Capítulo 3

Otimização por enxame de partículas

3.1 Considerações iniciais

O comportamento social de alguns grupos de animais, como a organização de abelhas, formigas e pássaros na busca de alimentos ou novos lugares para estabelecer sua nova moradia, tem ganhado destaque em vários estudos. Este último grupo, em especial, despertou um grande interesse de alguns pesquisadores. O primeiro trabalho computacional nesta área de pesquisa foi um artigo sobre a movimentação de bandos de aves destinada a simular bandos reais para aplicação em filmes e *design* gráfico, publicado por Craig Reynolds (1987).

Mais tarde, após diversas observações sobre o comportamento de bando de pássaros em revoada, Heppner e Grenander (1990) decidiram modelar esta inteligência coletiva para usá-la em métodos de busca para solução de problemas. Os estudos de Heppner consideravam que o comportamento de várias espécies de pássaros, em bando ao longo do voo, fazia o uso de alguma lógica e de alguma forma de comunicação. Após vários estudos e observações, Heppner descreveu o raciocínio por trás daquele comportamento, qualificando-o como comportamento social.

Em meados dos anos 90, o biólogo Jesper Hoffmeyer (HOFFMEYER, 1994) concebeu uma das melhores definições de enxames em termos de algoritmo: um conjunto de agentes móveis que apresenta a capacidade de se comunicar uns com os outros, direta ou indiretamente no ambiente e convergem coletivamente para a solução de um dado problema.

James Kennedy e Russel Eberhart (1995) inspirados no comportamento social dos pássaros em busca de alimento em uma determinada região estudados por Heppner, desenvolveram o algoritmo de otimização *Particle Swarm Optimization* (PSO), traduzido para o português como Otimização por Enxame de Partículas. Esta denominação se deu, pois se notou que o modelo escrito por Heppner demonstrava características de um enxame inteligente. Não só o nome do algoritmo, como os demais aspectos do modelo estudado por Heppner ganharam uma nova conotação. A busca pelo alimento ou pelo ninho e a interação entre os pássaros ao longo do voo foram modelados como um mecanismo de otimização.

Desde então, foram desenvolvidos vários trabalhos sobre o assunto, com aplicações em diversas áreas como, processamento de imagens (SHAIKH; DOYE, 2013; ABDULLAHI; IDRIS; MOHAMMED, 2016; MANDAL; CHATTERJEE; MAITRA, 2017), sistemas de energia elétrica (TZE KIN TEO et al., 2016; PRIBADI et al., 2016), telecomunicações (XU; GAO, 2008), entre outros.

3.2 Inteligência coletiva

A inteligência coletiva, também comumente referenciada como Inteligência de Colônias ou Inteligência de Enxames, é um conjunto de técnicas baseadas no comportamento coletivo de sistemas auto organizados, distribuídos, autônomos, flexíveis e dinâmicos. Estes sistemas são formados por uma população de agentes computacionais simples que possuem a capacidade de perceber e modificar o seu ambiente de maneira local. Essa capacidade torna possível a comunicação entre os agentes, que captam as mudanças no ambiente geradas pelo comportamento de seus congêneres (SERAPIÃO, 2009).

Embora não exista uma estrutura centralizada de controle que estabeleça como os agentes devem se comportar, e mesmo não havendo um modelo explícito do ambiente, as interações locais geralmente levam ao surgimento de um comportamento global que se aproxima da solução do problema (SERAPIÃO, 2009).

As propriedades principais de um sistema de inteligência de enxame são (MILLONAS, 1994):

- proximidade: os agentes devem ter a noção do espaço e tempo durante seu deslocamento de modo que mudanças possam ser realizadas sem interferir na movimentação de seus vizinhos;
- qualidade: os agentes devem ser capazes de avaliar seus comportamentos, a depender do objetivo almejado, a população deve buscar um caminho em que resulta na melhor solução, garantindo qualidade para seu bando;
- diversidade: capacidade de o sistema reagir a situações inesperadas, prevenindo que os agentes fiquem presos em um local em que não se encontra a melhor solução (mínimo local);
- estabilidade: os agentes do enxame não devem mudar o seu comportamento a cada mudança do ambiente, sendo capaz de avaliar se tal mudança é necessária a fim de praticar um esforço conjunto de todo o bando;

- adaptabilidade: capacidade de avaliar se as variações ambientais são válidas para mudança no comportamento do bando.

É importante a existência dessas características para garantir o equilíbrio e a estabilidade do bando durante a evolução do processo, classificando-o, portanto, como inteligente.

3.3 Algoritmo PSO

O PSO é uma técnica que foi desenvolvida segundo algumas definições de seus autores. Entre elas destacam-se:

- partícula – representa uma possível solução para o problema de otimização;
- população – conjunto de partículas com as mesmas funções objetivo;
- otimizar – encontrar uma situação ótima, ou a melhor situação possível, em um determinado problema;
- *pBest* – são as melhores soluções ou posições encontradas pelas respectivas partículas até o momento;
- *gBest* – é a melhor solução ou posição encontrada pela população até o momento;
- função *fitness* ou função objetivo – função de avaliação;
- cognição – cada partícula possui algum conhecimento de sua história (desempenho) e emprega este conhecimento para direcionar seus próximos movimentos no espaço.

O algoritmo básico de otimização por enxame de partículas é inicializado com um grupo de partículas com os valores dos vetores de velocidade e posição gerados aleatoriamente. Em cada iteração, cada partícula i se move em uma determinada direção e é feita uma avaliação de desempenho por uma função objetivo, também chamada de função de aptidão (*fitness*), que corresponde ao quão ótimo é a solução do problema. Com as partículas do enxame avaliadas, extraem-se o *pBest* (posição da partícula que levou ao seu melhor desempenho até o momento) e o *gBest* (melhor desempenho global do sistema até o momento). Em seguida, a partícula atualiza sua velocidade seguindo a Equação 3.1,

$$v_i(t + 1) = v_i(t) + \varphi_1 R_1(pBest - x_i(t)) + \varphi_2 R_2(gBest - x_i(t)) \quad (3.1)$$

em que:

- $v_i(t + 1)$ é o novo vetor velocidade da partícula i ;
- $v_i(t)$ é o vetor atual da partícula i ;
- φ_1 e φ_2 são constantes limitadas a um intervalo finito correspondentes às componentes “cognitiva” e “social” (fatores de aprendizado), respectivamente;
- R_1 e R_2 são números aleatórios gerados no intervalo entre 0 e 1;
- $pBest$ é a melhor solução encontrada pela partícula i até o presente momento;
- $gBest$ é a melhor solução encontrada por todo o enxame até o presente momento, e
- $x_i(t)$ é a posição atual da partícula i

A equação de atualização da velocidade corresponde à soma de 3 termos distintos: o primeiro refere-se à inércia da partícula; o segundo é um termo cognitivo, relativo à atração da partícula pelo melhor ponto que esta já encontrou. E o terceiro é um termo social, que representa a colaboração entre as partículas.

As constantes φ_1 e φ_2 indicam a importância do caráter social e cognitivo do enxame. Altos valores atribuídos a φ_1 indicam que o algoritmo dará mais importância ao conhecimento individual da partícula. Por outro lado, altos valores atribuídos a φ_2 indicam que o conhecimento global do enxame tem maior importância no algoritmo. Em vários trabalhos tem-se usado valores semelhantes para φ_1 e φ_2 e assim, a velocidade sofrerá influência de forma equivalente tanto do conhecimento individual da partícula como do conhecimento do enxame (SHI, 2014).

Após o cálculo da velocidade da partícula, a sua posição na próxima iteração é estabelecida como uma influência aditiva da posição antiga e da velocidade calculada, sendo expressa pela Equação 3.2.

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (3.2)$$

Diante das novas posições, caso o critério de parada tenha sido atingido, a solução do problema encontrada é apresentada. Caso contrário, aplica-se novamente a função de avaliação *fitness* a este enxame, atualizam-se os valores de $pBest$ e $gBest$ (caso seja apresentada uma solução melhor), seguido da atualização da velocidade e posição de cada partícula do enxame. O laço prossegue até o critério de parada ter sido atingido.

Existem duas variantes bastante utilizadas na literatura para a escolha do critério de parada do algoritmo PSO. Uma é pelo número de iterações, ou seja, quando o algoritmo chega

ao fim, ao atingir a última iteração. A outra é pela função de avaliação (*fitness*), ou seja, quando o algoritmo chegou ao fim ao alcançar um valor pré-definido para a função.

O pseudocódigo do algoritmo PSO básico, em sua forma original, é dividido em 5 passos:

1. Iniciar a população de n partículas com posições e velocidades aleatórias;
2. Para cada partícula:
 - a. Avaliar sua aptidão de acordo com a função de avaliação *fitness*;
 - b. Calcular a melhor posição da partícula i até o momento ($pBest$);
3. Descobrir a partícula com a melhor aptidão da população ($gBest$);
4. Para cada partícula:
 - a. Atualizar a velocidade da partícula de acordo com a Equação 3.1;
 - b. Atualizar a posição da partícula de acordo com a Equação 3.2;
5. Se o critério de parada não foi alcançado, retornar ao passo 2.

3.4 Parâmetros de controle

O algoritmo *PSO* depende de parâmetros que devem ser ajustados de acordo com os problemas a serem otimizados. Os parâmetros a serem ajustados e seus valores típicos são:

1. Número de partículas: o alcance típico é de 20-50, este valor é determinado empiricamente. Um número maior de partículas requer menos iterações para encontrar a solução do problema. Porém, quanto maior a população, mais uso da função de avaliação é necessário, elevando assim, o custo computacional (POLI; KENNEDY; BLACKWELL, 2007).
2. Dimensão das partículas: é determinado pelo problema a ser otimizado.
3. $V_{máx}$: responsável pela determinação da variação máxima que uma partícula pode tomar durante uma iteração
4. Fatores de aprendizado (φ_1 e φ_2): geralmente são iguais, é sugerido que sejam adotados $\varphi_1 = \varphi_2 = 2$, de forma a manter o equilíbrio entre o aprendizado individual de cada partícula e o aprendizado coletivo, no comportamento atual da partícula (SHI; EBERHART, 1998a).
5. Condição de parada: número máximo de iterações que o PSO pode executar e atingir a exigência mínima de erro.

3.5 Variações e melhorias dos componentes do PSO

Com o objetivo de melhorar o desempenho do algoritmo PSO foram propostas por vários autores modificações a partir da formulação original, que visam melhorar a velocidade de convergência sem mudar a estrutura do próprio algoritmo. Isso resulta em otimização local de melhor desempenho e que depende do problema a ser tratado.

3.5.1 Fator inercial

Uma das primeiras modificações do algoritmo PSO foi a introdução do fator de inércia em (SHI; EBERHART, 1998b). O fator de inércia é multiplicado pela velocidade anterior na equação da velocidade padrão (Equação 3.1) e diminui linearmente ao longo das iterações. Um peso de inércia diferente de zero introduz uma preferência para a partícula continuar se movendo na mesma direção que ela estava indo na iteração anterior. Diminuindo a inércia ao longo do tempo introduz-se uma mudança na exploração, de busca global para busca local. A junção da equação de atualização de velocidade com o fator de inércia $w(t)$ resulta na Equação 3.3.

$$v_i(t + 1) = w(t) * v_i(t) + \varphi_1 R_1(pBest - x_i(t)) + \varphi_2 R_2(gBest - x_i(t)) \quad (3.3)$$

Normalmente, $w(t)$, dado pela Equação 3.4, é reduzido linearmente, a partir de $w_{inicial}$ até w_{final} , em cada iteração. Um bom ponto de partida é definir $w_{inicial}$ como 0,9 e w_{final} como 0,4.

$$w(t) = \frac{(T_{max} - t)x(w_{inicial} - w_{final})}{T_{max}} + w_{final} \quad (3.4)$$

em que, T_{max} é a quantidade máxima de iterações para busca do valor ótimo.

3.5.2 Fator de constrição

Outra melhoria do algoritmo PSO proposta, foi o coeficiente ou fator de constrição introduzindo por Clerc e Kennedy (2002). Este fator propõe um novo método de escolha dos valores de φ_1 e φ_2 , equilibrando a necessidade de busca local e global, de forma a assegurar a

convergência. Foi proposto que estes parâmetros sejam determinados analiticamente por meio do fator de constrição definido pela Equação 3.5.

$$\chi = \frac{2k}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|} \quad \varphi = \varphi_1 + \varphi_2, \quad \varphi > 4 \quad (3.5)$$

Assim, a equação de atualização de velocidade usando este fator fica então definida, pela Equação 3.6.

$$v_i(t+1) = \chi[v_i(t) + \varphi_1 R_1(pBest - x_i(t)) + \varphi_2 R_2(gBest - x_i(t))] \quad (3.6)$$

Clerc e Kennedy (2002) descobriram que, modificando φ , as características de convergência do sistema podem ser controladas. Tipicamente, $k = 1$ e $\varphi_1 = \varphi_2 = 2,05$, e φ é definido como 4,1.

3.6 Considerações finais

Neste capítulo foi apresentada uma revisão do método de otimização por enxames de partículas. Cabe ressaltar que o algoritmo PSO possui parâmetros intrínsecos a seu funcionamento, que devem ser ajustados a cada problema tratado. Tais parâmetros influenciam diretamente no desempenho do mesmo, especialmente no tratamento de problemas mais complexos. No Capítulo 5 encontram-se definidos os parâmetros aplicados no presente trabalho.

Capítulo 4

Descritores Propostos

4.1 Considerações iniciais

Os métodos baseados na abordagem LBP existentes obtêm um padrão binário a partir das diferenças entre o pixel central e os pixels da vizinhança em um micropadrão. A expressão binária tornou o método LBP popular devido à simplificação obtida na relação dos pixels comparados. Mas, por outro lado, esta formulação binária apesar de simples, também pode descartar informações das diferenças locais na presença de ruídos, pois, a menor ou maior variação acima ou abaixo do valor de nível de cinza do pixel central ou de um pixel vizinho pode mudar todo o padrão LBP significativamente.

A Figura 4.1 ilustra dois micropadrões diferentes em uma vizinhança de 3 x 3 pixels com o mesmo valor de código LBP gerado.

Figura 4.1 Diferentes micropadrões com mesmo código LBP gerados

Levando-se em conta a percepção visual humana, o micropadrão representado na imagem A representa uma estrutura pontual, e o micropadrão representado na imagem B

representa uma estrutura plana, mas os códigos gerados de estruturas diferentes tem a mesma codificação e esta representação simplificada provoca redução de informação.

Uma maneira simples de superar essa desvantagem é adotar uma resposta apropriada a cada padrão encontrado de acordo com as suas diferenças locais e isto vem sendo realizado nos descritores baseados no descritor LMP. Os códigos gerados para os micropadrões da Figura 4.1 são diferentes devido ao mapeamento realizado pelo descritor LMP pelo uso da função sigmoide que nada mais é do que uma suavização da função degrau utilizada no descritor LBP. Esta suavização permite a descrição de nuances presentes nos micropadrões que não são consideradas nos descritores LBP. A Figura 4.2 ilustra os códigos gerados pelo LMP básico para as diferentes estruturas apresentadas utilizando a mesma função de pertinência e parâmetros β e B .

Figura 4.2 Diferentes micropadrões com diferentes códigos LMP gerados.

Com a função de mapeamento é possível gerar diferentes códigos para micropadrões distintos e manter informação. Devido ao melhor desempenho do descritor LMP, novos desdobramentos vêm sendo propostos pelo grupo do LAVI a fim de se obter uma melhor descrição em imagens de texturas. No trabalho de Souza, Vieira e Gonzaga (2015) o método LMP é aplicado na análise da textura da íris para reconhecimento biométrico. Ferraz e Gonzaga (2016) utilizam para classificação de objetos. Já Negri et al. (2017) utilizam na classificação de imagens de textura coloridas sob variação de iluminação.

Como continuidade das aplicações do método LMP e diante da necessidade de descritores também robustos à variação de rotação, esta tese propõe dois novos descritores: o *Sampled Local Mapped Pattern Magnitude* (SLMP_M) e o *Completed Local Mapped Pattern*

(CLMP). O que os diferencia dos desdobramentos do método LMP propostos até então, é que ambos os descritores propostos nesta tese utilizam a informação de magnitude da diferença entre os níveis de cinza dos pixels da vizinhança e o pixel central do micropadrão analisado.

Em muitas aplicações, especialmente na inspeção visual industrial, a iluminação pode ser controlada com precisão. Em tal situação, um descritor de textura invariante a mudanças de escalas de cinza pode desperdiçar informações úteis e, ao adicionar informações que dependem da escala de cinza, é possível aumentar a precisão do método (PIETIKÄINEN et al., 2011).

O contraste é uma propriedade da textura normalmente considerada como uma informação muito importante para nosso sistema de visão, porém, tanto o descritor LMP como o descritor LBP, em suas formulações básicas, não levam em conta a magnitude das diferenças de nível de cinza, apenas a informação de sinal. No entanto, o sinal e a magnitude são complementares e podem ser usados para reconstruir exatamente as diferenças de nível de cinza e, vários autores utilizam essa medida na formulação dos seus descritores como, por exemplo, nos trabalhos de Dong et al. (2017) e Pan et al. (2017).

De maneira geral, a textura é distinguida não só pelos padrões de textura, mas também pela intensidade dos padrões. A textura pode assim ser considerada como um fenômeno bidimensional caracterizado por duas propriedades ortogonais: estrutura espacial (padrões) e contraste (a intensidade dos padrões) (MÄENPÄÄ, 2003). A Figura 4.3 ilustra os aspectos bidimensionais de um micropadrão de textura em uma vizinhança de 3 x 3 pixels.

Figura 4.3 Representação estrutural e de intensidade de um micropadrão de 3 x 3 pixels.

A informação do padrão é independente da escala de cinza, enquanto que o contraste não é. Por outro lado, o contraste não é afetado pela rotação, mas os padrões são. Estas duas medidas complementam-se mutuamente de uma forma muito útil e esta característica é levada em consideração na formulação dos descritores apresentados nas seções seguintes.

4.2 *Completed Local Mapped Pattern* (CLMP)

Motivada pelo notável desempenho de classificação do descritor CLBP que é formado pelas diferentes combinações dos três operadores (CLBP_S, CLBP_M e CLBP_C), é apresentado nesta seção o *Completed Local Mapped Pattern* (CLMP). Na formulação deste, as diferenças locais da imagem também são decompostas em dois componentes complementares: o sinal e a magnitude que dão origem aos dois operadores CLMP_S e CLMP_M. E, para tirar proveito da informação global da textura da maneira mais simples, é calculada a diferença entre o valor do pixel central e o valor médio da imagem inteira pelo operador CLMP_C.

Considerando a vizinhança de um pixel central como um conjunto de valores igualmente espaçados em um círculo de raio R , o número de pixels vizinhos é P e $g_{(p)}$ corresponde ao nível de cinza de cada pixel p . O pixel central é localizado nas coordenadas $g_c = (0,0)$ e cada pixel $g_{(p)}$, $p = 0,1, \dots, (P-1)$ tem as coordenadas dadas por $(-R \cdot \sin(2\pi p/P), R \cdot \cos(2\pi p/P))$. Os valores dos níveis de cinza dos pixels não localizados exatamente ao centro de cada pixel, são estimados por interpolação bilinear.

O operador CLMP_S é exatamente o mesmo que o SLMP, que computa a informação de sinal de um micropadrão em uma vizinhança específica ao usar a função de mapeamento da Equação 4.1.

$$f_{CLMP_S(p)} = \frac{1}{1 + e^{\frac{-(g_{(p)} - g_c)}{\beta_s}}} \quad (4.1)$$

na qual, β_s é a inclinação da curva da função de mapeamento do operador de sinal.

Os códigos CLMP_S são gerados pela Equação 4.2. Para cada operador, os códigos são armazenados em uma matriz individual chamada “mapa de códigos”.

$$CLMP_S_{(P,R)} = round \left[\frac{\sum_{p=1}^P f_{CLMP_S(p)}}{P} \times (B_S - 1) \right] \quad (4.2)$$

em que, B_S é o valor máximo no mapa de código da informação de sinal.

O operador CLMP_M utiliza a função de mapeamento apresentada na Equação 4.3 para extrair informação de magnitude do micropadrão de textura.

$$f_{CLMP_M(p)} = \frac{1}{1 + e^{\frac{-(m_p - c)}{\beta_m}}} \quad (4.3)$$

sendo, $m_p = |g_c - g_{(p)}|$ a magnitude da diferença entre o pixel central g_c e os pixels da vizinhança g_p , c o valor médio da magnitude calculada na imagem inteira e β_m a inclinação da curva da função de mapeamento do operador de magnitude.

Os códigos CLMP_M são gerados pela Equação 4.4.

$$CLMP_M_{(P,R)} = round \left[\frac{\sum_{p=1}^P f_{CLMP_M(p)}}{P} \times (B_M - 1) \right] \quad (4.4)$$

em que, B_M é o valor máximo da informação de magnitude no mapa de código.

Os parâmetros β_S e B_S (inclinação da curva e o valor máximo no mapa de código da informação de sinal), β_M e B_M (inclinação da curva e o valor máximo no mapa de código da informação de magnitude) usados nos operadores CLMP_S e CLMP_M, respectivamente, podem ser ajustados para a aplicação desejada.

O CLMP_C é definido da mesma maneira que o CLBP_C. O vetor de características é gerado pela Equação 4.5,

$$CLMP_C_{(P,R)} = t(g_{(p)} - \tau_1) \quad t(x, c) = \begin{cases} 1 & x \geq c \\ 0 & x < c \end{cases} \quad (4.5)$$

em que, τ_1 é o nível de cinza médio de toda a imagem.

Após a geração dos mapas de código de cada operador, os vetores de característica são obtidos a partir da combinação dos operadores em diferentes maneiras. Para comparar o

desempenho do descritor proposto, foram avaliadas as mesmas combinações usadas pelo descritor CLBP. Os três operadores, CLMP_S, CLMP_M e CLMP_C, podem ser combinados de duas maneiras, conjunta ou híbrida. Na primeira maneira, calcula-se o histograma 2-D conjunto dos códigos CLMP_S e CLMP_M; esta combinação é representada por CLMP_S/M. Semelhante ao histograma conjunto 2-D é possível construir um histograma conjunto 3-D dos três operadores, que dá origem ao descritor CLMP_S/M/C. Na segunda maneira, um histograma conjunto 2-D dos descritores CLMP_S/C ou CLMP_M/C é construído primeiro e, em seguida, o histograma é convertido em um histograma 1-D, que é então concatenado com o histograma do CLMP_M ou CLMP_S para gerar um novo histograma conjunto, que dá origem aos descritores CLMP_M_S/C ou CLMP_S_M/C.

Durante as combinações dos operadores CLMP_S, CLMP_M e CLMP_C, os valores do mapas de códigos são quantizados, de modo que os vetores de características gerados tenham o mesmo tamanho que os obtidos pela combinação dos operadores CLBP. A Tabela 4.1 apresenta o número de elementos dos vetores de característica para diferentes configurações (P, R) para todos os operadores CLMP. Neste trabalho, optou-se por quantizar os vetores de características para ter o mesmo tamanho do CLBP e realizar uma comparação mais precisa.

Tabela 4. 1 Número de elementos dos vetores de características do CLMP.

	Configuração (P, R)		
	(P = 8, R = 1)	(P = 16, R = 2)	(P = 24, R = 3)
Descritor	Número de elementos		
CLMP_M/C	20	36	52
CLMP_S_M/C	30	54	78
CLMP_S/M	100	324	676
CLMP_S/M/C	200	648	1.352

4.3 *Sampled Local Mapped Pattern Magnitude (SLMP_M)*

O descritor chamado *Sampled Local Mapped Pattern Magnitude* (SLMP_M) (VIEIRA; NEGRI; GONZAGA, 2016) considera a magnitude entre pixels da vizinhança para extrair características invariantes à rotação. Combina o descritor SLMP com informações relacionadas à magnitude entre pixels da vizinhança. O vetor de características do descritor SLMP_M é construído ao se concatenar o histograma proveniente do descritor SLMP, descrito na seção 2.10, e um histograma de B_2 bins e P pontos amostrados, com informação

de magnitude extraída da textura pela Equação 4.6 com função de mapeamento dada pela Equação 4.7,

$$h_b = \text{round} \left[\frac{\sum_{p=1}^P f_g(p)}{P} \times (B_2 - 1) \right] \quad (4.6)$$

$$f_g(p) = \frac{1}{1 + e^{\frac{-(m_p - c)}{\beta_2}}} \quad (4.7)$$

em que $m_p = |g_c - g_p|$ é a magnitude da diferença entre o pixel central g_c e os pixels da vizinhança g_p , c é o valor médio da magnitude calculada na imagem inteira e β_2 é a inclinação da curva da função de mapeamento.

O SLPM_M pode ser considerado com um caso especial da combinação dos operadores do CLMP, visto que a combinação via concatenação, apenas dos operadores de sinal e magnitude, não foi realizada anteriormente.

4.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os descritores de imagens de textura baseados na análise da informação de sinal e magnitude de um micropadrão. O primeiro denominado CLMP é inspirado no conhecido descritor CLBP e o segundo descritor denominado SLMP_M é um caso especial da combinação dos operadores de sinal e magnitude do CLMP. Conforme justificado, a estrutura dos micropadrões bem como a intensidade dos níveis de cinza são informações complementares e não devem ser descartadas. Assim, a inserção da informação de magnitude na geração do vetor de características mostra-se adequada no sentido de se manter mais informação discriminante em aplicações com imagens de textura.

Capítulo 5

Material e Método

5.1 Considerações iniciais

Neste capítulo é apresentada a formulação do método de otimização por enxames de partículas para obtenção de parâmetros ótimos dos descritores propostos, com o objetivo de encontrar um β (inclinação da curva sigmoideal) ótimo e reduzir a sua dimensionalidade alterando-se o parâmetro B (número de *bins*) mantendo a sua capacidade de discriminação. A medida de acurácia é utilizada para quantificar as informações após a otimização dos parâmetros.

Após o processo de otimização de parâmetros, os descritores propostos nesta tese são comparados com cinco descritores presentes na literatura: CLBP, LBP_{DFT}, ILBP_{DFT}, LTP_{DFT}, ILTP_{DFT}. Foram conduzidos cinco experimentos utilizando duas bases de imagens de textura Kylberg Sintorn *Rotation Dataset* (KYLBERG; SINTORN, 2015) e Brodatz *Texture Rotation Dataset*³. Esta desenvolvida pela autora no Laboratório de Visão Computacional (LAVI) a partir das imagens de textura do Álbum de Brodatz cujo processo de aquisição também é descrito neste capítulo.

5.2 Otimização dos parâmetros β e B dos descritores baseados no método LMP

O descritor desenvolvido no LAVI, denominado de LFP (proposto na dissertação de Mestrado da autora (VIEIRA, 2013) e sua evolução denominada de LMP, aplicados à classificação de texturas mostraram-se bastante eficientes nas mais diversas aplicações. Porém, o LMP apresenta as dificuldades inerentes aos métodos paramétricos: definir os parâmetros que atendam adequadamente à aplicação. Desta maneira, este trabalho propõe o uso do método de otimização por enxame de partículas para que se possam atingir os

³ <http://imagem.sel.eesc.usp.br/base>

parâmetros que proporcionam as melhores taxas de acurácia ao se aplicar os descritores baseados no método LMP nos processos de classificação de imagens de textura.

A Equação 5.1 que gera um histograma de B bins no método LMP para vizinhanças circulares de P pontos amostrados, permite o uso de diferentes funções de mapeamento para a descrição de uma imagem.

$$h_b = \text{round} \left[\frac{\sum_{p=1}^P f_g(p)}{P} \times (B - 1) \right] \quad (5.1)$$

Em todos os descritores propostos a curva sigmoideal definida pela equação geral 5.2 é usada como função de mapeamento,

$$f_g = \frac{1}{1 + e^{\frac{-(g(p)-g_c)}{\beta}}} \quad (5.2)$$

em que, β é o parâmetro que define a inclinação da curva.

Além do parâmetro β , o número de bins do histograma (B) é outro parâmetro que pode ser otimizado para um melhor desempenho do método, acarretando também na redução de dimensionalidade do vetor de características gerado, diminuindo assim, o custo computacional no seu processamento.

Até o presente momento, os trabalhos que utilizam o método LMP, definem os valores dos parâmetros β e B empiricamente e separadamente, isto demanda tempo e muitas vezes não leva a uma escolha de parâmetros adequada para o problema. Dessa maneira, o uso de otimização por enxame de partículas (PSO) mostra-se uma excelente ferramenta para encontrar combinações *beta-bin* que possam gerar resultados ótimos.

As propostas de modificação na equação de velocidade detalhadas na seção 3.6 visam o balanceamento da habilidade de exploração de amplitude e profundidade, que têm em vista melhorar a velocidade de convergência e a qualidade da solução encontrada. Neste trabalho, utilizou-se o algoritmo PSO básico que se mostrou eficiente na busca de parâmetros ótimos.

A Figura 5.1 ilustra um diagrama de fluxo que representa a integração entre o algoritmo de otimização por enxame de partículas e a função de mapeamento da equação que define o método LMP.

Figura 5.1 Diagrama de fluxo do algoritmo PSO para ajuste dos parâmetros do LMP.

Sabendo-se que a posição de uma partícula é dada por uma função $f(x(i), y(i))$, a função *fitness* escolhida para se avaliar o comportamento das partículas é dada pela Equação 5.3.

$$fitness(x(i), y(i)) = (x(i) - 50)^2 + (y(i) - 50)^2 \quad (5.3)$$

A Tabela 5.1 exibe os parâmetros de configuração escolhidos empiricamente para o algoritmo PSO para otimização dos parâmetros dos descritores propostos.

Tabela 5. 1 Parâmetros de configuração do PSO

Parâmetro	Valor
Quantidade de partículas	5
Quantidade de iterações	300
φ_1	0,5
φ_2	0,5

Dois critérios de parada foram adotados, o *erro* que é calculado pela distância entre as partículas e a solução ótima. Quando uma partícula alcança uma posição muito próxima da solução ótima ($erro \leq 0,01$), o algoritmo para de executar imediatamente. O segundo critério é o número de iterações ≤ 300 ; esta condição de parada foi adicionada, pois nem sempre é possível encontrar a solução ótima em um tempo curto.

5.3 Kylberg Sintorn *Rotation Dataset*

Para avaliar o desempenho de diferentes descritores invariantes à rotação, Kylberg e Sintorn (KYLBERG; SINTORN, 2015) apresentaram uma base de imagens de texturas capturadas fisicamente em diversas rotações previamente estabelecidas (*hardware*) e de texturas rotacionadas computacionalmente por meio de diferentes métodos de interpolação (*software*). Esta base é composta de 25 classes de texturas naturais. A Figura 5.2 exibe uma imagem de cada classe. As imagens originais tem o tamanho de 2592 x 1728 pixels.

Figura 5.2 Amostras das 25 classes da Kylberg Sintorn *Rotation Dataset*.

Todas as imagens capturadas são divididas em 100 amostras de texturas menores com tamanho 122 x 122 pixels. Para avaliar diferentes tamanhos de amostras também foram extraídas amostras de tamanho 90 x 90 pixels e 70 x 70 pixels.

5.3.1 Rotação por *Hardware* (HW)

O procedimento de aquisição das imagens foi configurado de maneira que a câmera fosse rotacionada em torno do eixo central da sua lente. Ao rotacionar a câmara em vez da textura, é possível manter as mesmas condições de iluminação ao longo da aquisição de imagem. Para cada classe de textura, uma imagem foi adquirida em cada orientação. As texturas são rotacionadas em nove orientações $\theta \in \{0^\circ, 40^\circ, 80^\circ, 120^\circ, 160^\circ, 200^\circ, 240^\circ, 280^\circ \text{ e } 320^\circ\}$ eliminando-se múltiplos de 90° , ângulos para os quais a escolha de métodos de interpolação não iria fazer diferença.

5.3.2 Rotação por *Software*

Nesta base foram utilizados cinco métodos de interpolação computacional: *Nearest Neighbor*, Linear, Cúbica de terceira ordem, cúbica *B-spline* e Lanczos. As imagens de texturas com ângulo de orientação 0° foram usadas para interpolar as outras oito orientações usando cada uma das cinco abordagens de interpolação.

5.4 Álbum de Brodatz Rotacionado

Para validar os descritores propostos nesta tese em mais de uma base, a autora optou por desenvolver uma nova base rotacionada a partir do Álbum de Brodatz (BRODATZ, 1966) no Laboratório de Visão Computacional. Levando em conta que as bases existentes na literatura apresentam no máximo 25 classes de texturas e 10 ângulos de rotação, sentiu-se a necessidade de mais uma base com maior diversidade de ângulos de rotação, maior quantidade de classes e também diferentes tamanhos de amostras. Assim, como na base Kylberg Sintorn, as imagens foram rotacionadas por *hardware* e também por *software* utilizando-se o mesmo procedimento para processamento das imagens.

5.4.1 Rotação por *hardware*

Para o processo de captura e digitalização das imagens foram utilizados os seguintes dispositivos e equipamentos:

- Câmera fotográfica Sony DSC-W350, 14.1 megapixels, sensor super HAD CCD tipo 1/2.3 (7,76 mm), lentes Carl Zeiss Vario-Tessar;
- Tripé universal Sony e mesa de apoio;
- Transferidor com eixo giratório 360° (Figura 5.3).

Figura 5.3 Transferidor com eixo giratório.

A distância estabelecida entre a lente da câmera fotográfica e a imagem foi de 16,5 cm (Figura 5.4).

Figura 5.4 Ilustração da distância entre a lente da câmera e a textura.

As texturas foram digitalizadas na resolução VGA, resultando em uma imagem de tamanho 640 x 480 pixels e formato JPEG. As imagens foram captadas em dias diferentes e sem nenhum tipo de controle da iluminação. Das 111 classes de texturas do Álbum de Brodatz, 32 classes foram escolhidas aleatoriamente, impressas e digitalizadas. A Figura 5.5 exibe uma imagem para cada classe selecionada.

Figura 5.5 Base de imagens com 32 texturas do Álbum de Brodatz.

Para cada classe foi realizada a captura de imagens em 21 ângulos de rotação: 0° , 10° , 20° , 30° , 40° , 45° , 50° , 60° , 70° , 80° , 90° , 100° , 110° , 120° , 130° , 135° , 140° , 150° , 160° , 170° e 180° . Na Figura 5.6 é exibido um exemplo de uma textura do banco digitalizada nos 21 ângulos de rotação propostos.

Figura 5.6 Exemplo de digitalização de textura em 21 ângulos de rotação.

Após o processo de captura das imagens rotacionadas foram extraídas 50 amostras aleatórias (Figura 5.7) de cada classe (podendo haver sobreposição) em cada ângulo de rotação com diferentes tamanhos 72 x 72 pixels, 92 x 92 pixels, 112 x 112 pixels e 132 x 132 pixels, formando um conjunto total de 134.400 amostras.

Figura 5.7 Extração de amostras aleatórias da imagem de textura rotacionada.

5.4.2 Rotação por *software*

A rotação por *software* foi conduzida da mesma forma realizada na base Kylberg Sintorn com o toolbox DIPimage⁴ utilizando os métodos de interpolação: *Nearest Neighbor*,

⁴ <http://www.diplib.org/>

Linear, Cúbica de terceira ordem, cúbica *B-spline* e Lanczos. Assim como nas imagens obtidas pela rotação por *hardware* foram geradas imagens para os 21 ângulos de rotação e extraídas amostras com 72 x 72 pixels, 92 x 92 pixels, 112 x 112 pixels e 132 x 132 pixels. Assim, para cada uma das cinco interpolações aplicadas foi gerado um conjunto de 134.400 imagens.

5.5 Processo de avaliação e classificação

Os métodos de interpolação e os descritores de textura são avaliados comparando-se a acurácia de classificação ou o número de classificações corretas. Para comparação dos vetores de características de cada descritor é usado o classificador *First Nearest Neighbor* (1-NN) com a métrica de distância Euclidiana (Equação 5.9),

$$dEuclidiana(p, q) = \sum_{i=1}^M \sqrt{(p_i - q_i)^2} \quad (5.9)$$

em que, p_i e q_i representam os vetores de características de duas amostras distintas com M elementos.

Para validar o classificador treinado foi realizada a validação cruzada *k-fold* com $k = 10$ com atribuição aleatória a cada amostra de textura um índice $n \in \{1, 2, 3, \dots, 10\}$ criando assim, 10 subconjuntos disjuntos. Na primeira validação cruzada, amostras com índice $n \in \{2, 3, \dots, 10\}$ formam o conjunto de treinamento e amostras com índice $n = 1$ formam o conjunto de teste. Na segunda validação cruzada, amostras com índice $n = 2$ constituem o conjunto de teste e as demais amostras formam o conjunto de treinamento, e assim por diante, conforme ilustrado na Figura 5.8.

Figura 5.8 Processo de classificação.

		Grupo teste 0°												Grupo treinamento 30°											
		K=1				K=2				...				K=1				K=2				...			
1ª Iteração	CL 1																								
	CL 2																								
	CL 3																								
	CL 4																								
	...																								
2ª Iteração	CL 1																								
	CL 2																								
	CL 3																								
	CL 4																								
	...																								
10ª Iteração	CL 1																								
	CL 2																								
	CL 3																								
	CL 4																								
	...																								

Os resultados das classificações são armazenados em uma matriz de confusão e é feito o cálculo da acurácia média das iterações alcançadas por cada descritor.

5.6 Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada a metodologia utilizada para otimização dos parâmetros de descritores baseados no descritor paramétrico LMP. Foi apresentada também a metodologia aplicada para avaliação dos descritores e uma nova base rotacionada do Álbum de Brodatz com maior variedade de ângulos de rotação, tamanhos de amostras e diferentes métodos de rotação. No capítulo seguinte são exibidos e discutidos os resultados obtidos que validam a metodologia apresentada no presente capítulo.

Capítulo 6

Resultados

6.1 Considerações iniciais

Neste capítulo são apresentados os resultados experimentais obtidos ao aplicar os descritores de micropadrões CLMP, SLMP_M propostos nesta tese e comparados com os descritores estado da arte CLBP, LBP^{DFT}, ILBP^{DFT}, LTP^{DFT}, ILTP^{DFT}, na classificação de imagens de textura. Em seguida, os descritores são avaliados em cinco experimentos realizando-se testes computacionais em imagens rotacionadas das bases Kylberg Syntorn *Rotation Dataset* (KYLBERG, 2014) e Brodatz *Texture Rotation Dataset* e são verificadas as limitações e desempenhos de cada um.

Para condução dos experimentos com os descritores paramétricos propostos nesta tese foi necessário um ajuste prévio dos parâmetros β e B . Na Tabela 6.1 estão os parâmetros ajustados para a base de imagens Kylberg Sintorn. Para este ajuste utilizou-se 50% das amostras com tamanho 120 x 120 pixels.

Tabela 6.1 Parâmetros ótimos para a base Kylberg Sintorn

Descritor	Parâmetros			
	β_S	β_M	B _M	B _S
CLMP_M/C (8,1)	1,6216	0,6943	75	-----
CLMP_M/C (16,2)	2,0554	1,7359	81	-----
CLMP_M/C (24,3)	2,0652	1,5266	101	-----
CLMP_S_M/C (8,1)	1,0031	0,5417	159	41
CLMP_S_M/C (16,2)	1,5924	1,1948	171	32
CLMP_S_M/C (24,3)	1,9811	0,9982	128	49
CLMP_S/M (8,1)	0,7089	0,4768	120	160
CLMP_S/M (16,2)	1,8287	0,4900	155	197
CLMP_S/M (24,3)	2,4470	0,4503	172	172
CLMP_S/M/C (8,1)	0,6477	0,7336	107	51
CLMP_S/M/C (16,2)	1,0319	0,4778	58	73
CLMP_S/M/C (24,3)	0,6987	0,5257	32	62
Descritor	β_1	β_2	B ₁	B ₂
SLMP_M (8,1)	2,0579	0,5418	128	83
SLMP_M (16,2)	1,8923	0,4974	122	107
SLMP_M (24,3)	2,0093	0,7154	112	62

A Tabela 6.2 exibe os parâmetros para a base de imagens Brodatz *Texture Rotation Dataset* que também foram ajustados em 50% das amostras, mas com tamanho 90 x 90 pixels.

Tabela 6.2 Parâmetros ótimos para a base Brodatz *Texture Rotation Dataset*

Descritor	Parâmetros			
	β_S	β_M	B _M	B _S
CLMP_M/C (8,1)	2,2392	0,7886	171	-----
CLMP_M/C (16,2)	2,4837	0,6714	149	-----
CLMP_M/C (24,3)	2,1178	1,0478	112	-----
CLMP_S_M/C (8,1)	1,5534	0,4204	105	32
CLMP_S_M/C (16,2)	2,4192	0,9290	183	30
CLMP_S_M/C (24,3)	1,9806	0,5512	179	33
CLMP_S/M (8,1)	1,1793	0,4146	164	130
CLMP_S/M (16,2)	2,4470	0,4503	172	172
CLMP_S/M (24,3)	0,7932	0,4628	188	195
CLMP_S/M/C (8,1)	0,8075	0,4106	131	142
CLMP_S/M/C (16,2)	1,8459	0,4571	174	188
CLMP_S/M/C (24,3)	0,7932	0,4628	188	195
Descritor	β_1	β_2	B ₁	B ₂
SLMP_M (8,1)	1,2785	1,8893	106	42
SLMP_M (16,2)	1,0060	1,7630	186	41
SLMP_M (24,3)	0,9871	1,2711	178	50

6.2 Experimento 1

No trabalho de Kylberg e Sintorn (2016) são propostos os descritores LTP^{DFT} e $ILTP^{DFT}$ e comparados com os LBP^{DFT} , $ILBP^{DFT}$, que combinam a versão generalizada das características de Fourier (FERNANDEZ, 2011), e alcançam a invariância à rotação com os descritores LTP, ILTP, LBP e ILBP, respectivamente. Os descritores avaliados utilizam apenas a configuração de raio $R = 1$ e número de pontos de amostragem $P = 8$, pois, para os descritores propostos, $P \gg 8$ resulta em um espaço de características com alta dimensionalidade, por exemplo $LBP_{16,1}^{DFT} \in \mathbb{R}^{36.883}$ e $ILTP_{16,1}^{DFT} \in \mathbb{R}^{147.532}$ e isto acarreta em um vetor de características muito grande e, consequentemente, um aumento do custo computacional.

Neste experimento foi reproduzido o mesmo teste realizado no trabalho de Kylberg e Sintorn (2016) avaliando-se 100 amostras de tamanho 120 x 120 pixels para cada classe de textura da base. A Tabela 6.3 apresenta a dimensão de todos os descritores avaliados neste experimento.

Tabela 6.3 Dimensão dos descritores avaliados com configuração (8,1)

Descritor	Dimensão
LTP _{DFT}	326
ILTP _{DFT}	651
ILBP _{DFT}	325
LBP _{DFT}	163
SLMP_M	211
CLMP_M/C	20
CLMP_S_M/C	30
CLMP_S/M	100
CLMP_S/M/C	200
CLBP_M	10
CLBP_S	10
CLBP_M/C	20
CLBP_S_M/C	30
CLBP_S/M	100
CLBP_S/M/C	200

Os gráficos das Figuras 6.1 a 6.6 exibem os resultados obtidos com as medidas de acurácia média e desvio padrão ao longo dos ângulos da base Kylberg Syntorn *Rotation Dataset* (KYLBERG, 2014) tanto com imagens rotacionadas por *hardware* como por *software*. Os resultados obtidos para cada ângulo separadamente podem ser visualizados nas tabelas no Apêndice A.

Figura 6.1 Acurácia média e desvio padrão para imagem rotacionada por *Hardware*

Figura 6.2 Acurácia média e desvio padrão para imagem rotacionada pela interpolação B-spline

Figura 6.3 Acurácia média e desvio padrão para imagem rotacionada pela interpolação Lanczos

Ao analisar a robustez de cada descritor em cada método de interpolação, observa-se que os resultados de melhor desempenho são devido aos métodos Lanczos e B-spline. Eles têm precisões semelhantes, até melhor do que a obtida para texturas rotacionadas por *hardware*. Isso pode, de alguma forma, ser explicado pelo fato que, durante as rotações realizadas por *hardware*, o ruído do sensor é amostrado repetidamente em diferentes direções, enquanto que, as imagens interpoladas, são geradas a partir de uma imagem cujo ruído do sensor é amostrado apenas uma vez. Assim, o conjunto de imagens giradas por interpolação é mais homogêneo.

Figura 6.4 Acurácia média e desvio padrão para imagem rotacionada pela interpolação Linear

Figura 6.5 Acurácia média e desvio padrão para imagem rotacionada pela interpolação Cúbica

Os melhores resultados são obtidos pelos descritores CLMP_S_M/C(8,1) e LTP_{DFT}(8,1) ao aplicar a interpolação Lanczos. Apesar de ambos alcançarem uma acurácia média de 96,0%, o desvio padrão do descritor CLMP_S_M/C é de apenas 0,004 enquanto que o apresentado pelo descritor LTP_{DFT} é de 0,018. Isto demonstra que há uma maior robustez do descritor proposto em relação à variação dos ângulos. Esta é uma característica muito importante já que, um descritor para ser considerado invariante à rotação deve mostrar variações sutis sob diferentes orientações de uma textura não sendo dependente do ângulo da textura. Isto é, um descritor que apresente um excelente desempenho para um determinado ângulo e decai para outros é extremamente dependente de conhecimento prévio sobre os ângulos avaliados, o que não é uma condição normal para imagens reais.

Figura 6.6 Acurácia média e desvio padrão para imagem rotacionada pela interpolação *Nearest Neighbor*

As demais interpolações Cúbica, Linear e *Nearest Neighbor* não apresentaram bom desempenho em manter as informações da imagem rotacionada. Observa-se que na interpolação *Nearest Neighbor* o desvio padrão é o mais alto entre todas, mostrando-se uma interpolação não adequada.

6.3 Experimento 2

Um segundo experimento com a base Kylberg Sintorn foi realizado utilizando diferentes configurações de raio e pontos de amostragem para as amostras com tamanho 120 x 120 pixels. Este teste não foi realizado no trabalho de Kylberg por conta do aumento da dimensionalidade do vetor de característica, conforme apontado pelos autores. A Tabela 6.4 exibe a dimensão dos descritores avaliados neste experimento com duas diferentes configurações de raio e pontos de amostragem. Os descritores CLBP_S e CLBP_M não apresentaram bom desempenho no experimento 1 e, por isto, não foram inseridos neste teste. Devido à impossibilidade de obtenção dos códigos originais dos descritores baseados nas características de Fourier, estes também não foram inseridos neste experimento.

Tabela 6.4 Dimensão dos descritores avaliados com duas configurações de pontos de amostragem e raio

Descritor	(Pontos, Raio)	
	(16,2)	(24,3)
SLMP_M	229	174
CLMP_M/C	36	52
CLMP_S_M/C	54	78
CLMP_S/M	324	676
CLMP_S/M/C	648	1352
CLBP_M/C	36	52
CLBP_S_M/C	54	78
CLBP_S/M	324	676
CLBP_S/M/C	648	1352

Os gráficos das Figuras 6.7 a 6.12 apresentam uma análise comparativa da média da acurácia para diferentes configurações e métodos de rotação aplicados nas imagens. Tabelas com os valores detalhados para cada descritor e cada configuração podem ser verificadas no Apêndice B.

Figura 6.7 Avaliação dos descritores com duas configurações (P,R) em imagens rotacionadas por *Hardware*

Figura 6.8 Avaliação dos descritores com duas configurações (P,R) em imagens rotacionadas por interpolação B-spline

Figura 6.9 Avaliação dos descritores com duas configurações (P,R) em imagens rotacionadas por interpolação Lanczos

Nos testes realizados com as imagens rotacionadas por *Hardware* e pelas interpolações B-spline e Lanczos, o aumento dos pontos de amostragem de 16 para 24 e o raio de 2 para 3 não promoveram um ganho significativo de acurácia. Em alguns descritores inclusive, a configuração (16,2) apresenta melhor acurácia média em relação à configuração (24,3) como, por exemplo, o descritor SLMP_M na interpolação Lanczos com a configuração SLMP_M(16,2) que apresenta uma acurácia média de 96,0% e, em sua configuração SLMP_M(24,3), uma acurácia de 95,7%. Já para o descritor CLMP_M/C na interpolação B-spline a diferença é ainda maior pois apresenta 2% a menos no valor da acurácia média ao aumentar o raio e a quantidade de pontos de amostragem, ou seja, nem sempre o aumento da quantidade de pontos de amostragem é necessário para uma boa descrição do micropadrão.

Apesar do aumento dos vetores de características, os descritores apresentaram um ganho em relação à configuração (8,1), é o caso do descritor CLMP_S_M/C (8,1) que alcançou uma acurácia média de 96,0% e nas suas configurações CLMP_S_M/C (16,2) e CLMP_S_M/C (24,3) alcançaram 97,5% e 97,4%, respectivamente no teste com imagens com interpolação Lanczos.

Dos demais métodos de interpolação que não obtiveram desempenho superior aos das interpolações B-spline e Lanczos no experimento 1, a interpolação cúbica foi a que melhor apresentou ganhos com o aumento do raio e pontos de amostragem, alcançando 97,1% de acurácia média com o descritor CLMP_S_M/C com ganho de 8% em relação a configuração (8,1).

Figura 6.10 Avaliação dos descritores com duas configurações (P,R) em imagens rotacionadas por interpolação Cúbica

Figura 6.11 Avaliação dos descritores com duas configurações (P,R) em imagens rotacionadas por interpolação Linear

Figura 6.12 Avaliação dos descritores com duas configurações (P,R) em imagens rotacionadas por interpolação Nearest Neighbor

6.4 Experimento 3

O experimento 3 consiste na avaliação da influência do tamanho das amostras analisadas no processo classificatório. Os testes são realizados em amostras com tamanho 70 x 70 pixels e 90 x 90 pixels da base Kylberg Sintorn. Os gráficos das Figuras 6.13 a 6.15 exibem uma avaliação dos descritores que apresentaram melhor acurácia média na melhor combinação encontrada para as rotações realizadas por *hardware*, interpolação B-spline e Lanczos, respectivamente. Os valores detalhados para cada tamanho de amostra e configuração (R, P) dos descritores podem ser verificados no Apêndice C.

Figura 6.13 Acurácia média dos descritores com melhor desempenho em dois diferentes tamanhos de amostras rotacionadas por *Hardware*

Figura 6.14 Acurácia média dos descritores com melhor desempenho em dois diferentes tamanhos de amostras rotacionadas pela interpolação B-spline

Figura 6.15 Acurácia média dos descritores com melhor desempenho em dois diferentes tamanhos de amostras rotacionadas pela interpolação Lanczos

A redução do tamanho das amostras afeta o processo classificatório. Observa-se a queda da acurácia média em todos os descritores avaliados. Isto se justifica pelo fato que a quantidade de informação é reduzida. Assim como nos experimentos anteriores, o melhor desempenho dos descritores é observado nos testes realizados com as imagens rotacionadas por *Hardware* e pelas interpolações B-spline e Lanczos.

Para amostras menores, os descritores CLBP apresentam melhor acurácia média, porém, é necessário um descritor com o vetor de característica de tamanho bem superior que o necessário para o melhor caso do descritor CLMP. Exceto nos testes realizados com rotação por *hardware*, as combinações dos operadores CLBP que proporcionam os melhores resultados são CLBP_S/M/C(16,2) com dimensão 648 e CLBP_S/M/C(24,3) com dimensão 1352 e, no caso da rotação por *hardware*, o CLBP_S/M/C(8,1) com dimensão 200. Para o descritor CLMP, as combinações dos operadores que melhor descrevem as texturas são CLMP_S_M/C(16,2) e CLMP_S_M/C(24,3) com dimensionalidades 54 e 78, respectivamente.

Para este teste com amostras menores, o CLBP apresenta o melhor valor de acurácia média de 95,6% com amostras de tamanho 90 x 90 pixels na interpolação Lanczos na combinação de operadores CLBP_S/M/C (16,2) e o CLMP_S_M/C (16,2) com 94,1% de acurácia média. O desempenho do CLBP supera em 1,5% o CLMP mas necessita de um descritor 12 vezes maior para reter informação discriminante.

Nos demais métodos de interpolação (gráficos das Figuras 6.16 a 6.18) o CLMP apresenta melhor desempenho que o CLBP, chegando a uma diferença de até 7,6% da acurácia média na interpolação linear de amostras 90 x 90 pixels, por exemplo.

Figura 6.16 Acurácia média dos descritores com melhor desempenho em dois diferentes tamanhos de amostras rotacionadas pela interpolação Linear

Figura 6.17 Acurácia média dos descritores com melhor desempenho em dois diferentes tamanhos de amostras rotacionadas pela interpolação Cúbica

Figura 6.18 Acurácia média dos descritores com melhor desempenho em dois diferentes tamanhos de amostras rotacionadas pela interpolação Nearest Neighbor

6.5 Experimento 4

O experimento 4 foi conduzido com as imagens da base *Brodatz Texture Rotation* da mesma maneira que foi realizado com a base de *Kylberg e Sintorn*, porém com menos amostras por classe, neste caso são avaliadas 50 amostras de tamanhos 70 x 70 pixels, 90 x

90 pixels, 110 x 110 pixels, 130 x 130 pixels de cada classe analisada. Foram analisadas também diferentes configurações de raio e pontos de amostragem.

Para simplificação de análise, apenas os descritores de melhor desempenho foram apresentados graficamente, o resultados dos demais estão detalhados no Apêndice D. O gráfico da Figura 6.19 apresenta o desempenho do descritor SLMP_M para os diferentes métodos usados para rotação com os diferentes tamanhos de amostra, sendo que a configuração que alcançou melhor desempenho em todos os testes foi SLMP_M (24,3).

Figura 6.19 Acurácia média do descritor SLMP_M (24,3) para diferentes métodos de rotação e tamanho de amostra.

O gráfico da Figura 6.20 exibe os resultados para o melhor descritor CLMP, que neste experimento é o CLMP_S/M (24,3).

Figura 6.20 Acurácia média do descritor CLMP para diferentes métodos de rotação e tamanho de amostra.

Diferentemente dos descritores propostos, neste teste com imagens da base de Brodatz, não há uma configuração única do descritor CLBP que alcance o melhor desempenho em todos os testes. Dependendo do método de interpolação ou do tamanho da

amostra é necessário utilizar diferentes combinações dos operadores, configurações de raio e pontos de amostragem:

- *Nearest Neighbor*: para as amostras com 70 x 70 pixels o melhor resultado é obtido para a combinação CLBP_S_M/C (24,3), para os demais tamanhos, CLBP_S/M/C (24,3);
- *Linear*: para todos os tamanhos de amostras a melhor combinação é CLBP_S/M/C (24,3);
- *Cúbica*: para as amostras com 130 x 130 pixels a melhor configuração é CLBP_S/M/C (24,3) e, para o demais tamanhos de amostras, CLBP_S/M/C (16,2);
- *B-spline*: para as amostras com tamanho 70 x 70 pixels a melhor configuração é CLBP_S_M/C (16,2), para as amostras com 90 x 90 pixels é o CLBP_S/M/C (24,3) e para os demais tamanhos de amostras a melhor combinação é CLBP_S/M/C (16,2);
- *Lanczos*: para todos os tamanhos de amostras a melhor combinação é CLBP_S/M/C (16,2) e
- *Hardware*: para todos os tamanhos de amostras a melhor combinação é CLBP_S/M (24,3).

O gráfico da Figura 6.21 exibe os resultados para as melhores configurações do descritor CLMP nos diferentes tamanhos de amostras e métodos de rotação.

Figura 6.21 Acurácia média do descritor CLBP para diferentes métodos de rotação e tamanho de amostra.

Assim como nos experimentos realizados com a base de Kylberg Sintorn, o aumento do tamanho da amostra aumenta a capacidade de descrição e consequentemente há uma melhora na sensibilidade mas, dependendo da aplicação é necessário fazer uma análise até quanto o custo para processar uma amostra maior não afeta a velocidade e desempenho do sistema como um todo.

O melhor desempenho é observado com o descritor CLMP_S/M (24,3) que obteve 92% de acurácia média com amostras de tamanho 130 x 130 pixels ao rotacioná-las por *hardware* e pelas interpolações Cúbica, B-spline e Lanczos. Já o CLBP alcança seu melhor resultado com a configuração CLBP_S/M (24,3) na rotação por *hardware* em amostras também com tamanho 130 x 130 pixels com 89% de acurácia média da mesma forma que o descritor proposto SLMP_M (24,3).

Verifica-se que a acurácia média obtida pelos descritores CLMP em amostras com tamanho 110 x 110 pixels é ainda superior a acurácia média obtida pelos descritores CLBP com amostras de tamanho 130 x 130 pixels, ou seja, em amostras menores os descritores CLMP ainda apresentam maior capacidade de descrição que os descritores CLBP e isto é uma característica muito importante em aplicações *online*.

Em todos os experimentos realizados o descritor proposto SLMP_M não superou nenhuma das combinações dos operadores do CLMP, mostrando assim, que a combinação de operadores apenas via concatenação de vetores de características não é tão robusta quanto a combinação conjunta por meio do histograma 2-D.

6.6 Experimento 5

Além da robustez à rotação, o custo computacional é outra importante questão em aplicações no mundo real. A maioria dos sistemas de visão computacional é projetada para cenas reais e requerem processamento em tempo real. Assim, descritores de textura que produzem alta precisão com baixo custo computacional são desejáveis.

No experimento 5 é calculado o tempo computacional para geração do vetor de características para diferentes tamanhos de amostras de imagens da base com imagens do Álbum de Brodatz. Este experimento foi conduzido em um computador 2.5 GHz Intel i7-3537U com 6GB de RAM e a programação foi realizada no MATLAB® *release* 2013a. A Tabela 6.5 exibe o tempo computacional médio em segundos (s) para geração dos vetores de características para os diferentes tamanhos de amostras analisados nos experimentos, para as diferentes configurações de raio e quantidade de pontos de amostragem e também para as diferentes combinações dos operadores dos descritores CLMP e CLBP.

Os diferentes descritores CLMP apesar de terem o mesmo tamanho dos vetores de características que os descritores CLBP, o tempo computacional é muito menor para geração dos vetores de características. Esta diferença é observada principalmente no caso com os vetores com maior dimensão, como é o caso dos descritores CLMP_S/M/C(24,3) e

CLBP_S/M/C(24,3) que possuem dimensão de 1352 elementos e tempo computacional para geração do vetor de características em uma amostra de tamanho 110 x 110 pixels, de 0,114s e 161,397s, respectivamente.

Nos experimentos realizados, a combinação de operadores do CLBP que apresentou melhor desempenho, de maneira geral, foi a CLBP_S/M/C. Esta combinação é a que apresenta maior dimensionalidade e tempo de processamento para geração dos vetores de característica. Para o CLMP, a combinação de operadores que apresenta melhor desempenho é a CLMP_S/M, que possui um descritor bem menor e, conseqüentemente, demanda menos tempo para geração do vetor de características.

Tabela 6.5 Tempo computacional médio em segundos (s) para geração do vetor de características.

Descritor	Num. de elementos	70 x 70 pixels	90 x 90 pixels	110 x 110 pixels	130 x 130 pixels
SLMP_M (8,1)	148	0,035	0,047	0,048	0,055
SLMP_M (16,2)	227	0,038	0,535	0,067	0,080
SLMP_M (24,3)	228	0,040	0,066	0,082	0,098
CLMP_M/C (8,1)	20	0,047	0,059	0,065	0,080
CLMP_M/C (16,2)	36	0,050	0,068	0,079	0,094
CLMP_M/C (24,3)	52	0,051	0,082	0,096	0,114
CLMP_S_M/C (8,1)	30	0,069	0,081	0,087	0,100
CLMP_S_M/C (16,2)	54	0,071	0,091	0,102	0,120
CLMP_S_M/C (24,3)	78	0,072	0,100	0,118	0,138
CLMP_S/M (8,1)	100	0,048	0,059	0,064	0,076
CLMP_S/M (16,2)	324	0,055	0,076	0,084	0,099
CLMP_S/M (24,3)	676	0,053	0,079	0,096	0,119
CLMP_S/M/C (8,1)	200	0,053	0,060	0,066	0,075
CLMP_S/M/C (16,2)	648	0,051	0,069	0,082	0,100
CLMP_S/M/C (24,3)	1.352	0,053	0,080	0,099	0,115
CLBP_M/C (8,1)	20	0,056	0,063	0,068	0,075
CLBP_M/C (16,2)	36	0,679	0,695	0,699	0,724
CLBP_M/C (24,3)	52	160,243	162,600	162,487	163,144
CLBP_S_M/C (8,1)	30	0,082	0,089	0,090	0,101
CLBP_S_M/C (16,2)	54	0,701	0,710	0,718	0,735
CLBP_S_M/C (24,3)	78	161,247	161,560	160,653	162,346
CLBP_S/M (8,1)	100	0,056	0,064	0,069	0,075
CLBP_S/M (16,2)	324	0,672	0,679	0,694	0,719
CLBP_S/M (24,3)	676	161,310	161,583	160,960	163,512
CLBP_S/M/C (8,1)	200	0,056	0,631	0,670	0,076
CLBP_S/M/C (16,2)	648	0,687	0,687	0,695	0,709
CLBP_S/M/C (24,3)	1.352	160,393	160,605	160,341	161,399

6.7 Análise qualitativa

Para realização de uma análise qualitativa dos resultados foram selecionadas matrizes de confusão geradas para cada descritor que obteve o melhor desempenho na base de Brodatz. O método de rotação que apresentou os melhores resultados foi a rotação por *Hardware* em que o descritor CLMP_S/M(24,3) obteve uma acurácia média de 92,32%, o SLMP_M(24,3) 89,42% e o CLBP_S/M(24,3) 89,30%. Optou-se por observar as matrizes de confusão para os testes realizados com o ângulo de 60°, no qual os três descritores apresentaram um acurácia média dos 10-*folds* próxima a acurácia média ao longo de todos os ângulos, o CLMP_S/M(24,3) com 92,98%, o SLMP_M(24,3) com 89,95% e o CLBP_S/M (24,3) com 90,34%. As Figuras 6.22 a 6.24 mostram as matrizes de confusão para cada descritor avaliado. Na diagonal principal tem-se o verdadeiros positivos, ou seja, das 45 amostras de cada uma das 32 classes quantas foram classificadas corretamente. As colunas referem-se às classes de referência e as linhas às classes atribuídas.

Figura 6.22 Matriz de confusão do descritor CLMP_S/M (23,4)

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28	C29	C30	C31	C32
C1	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C2	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C3	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C4	0	0	0	40	0	0	6	0	0	0	0	8	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	4	0	11	0	0
C5	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C6	0	0	0	0	0	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C7	0	0	0	0	0	1	39	0	0	0	4	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C8	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C9	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C12	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0
C14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C15	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0
C16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0
C26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0
C27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43	1	0	0	0	0
C28	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	2	40	0	2	0	0	0
C29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0
C30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0
C31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0
C32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	45

Analisando-se os resultados da matriz de confusão da Figura 6.22, observa-se que o descritor CLMP_S/M (24,3) apresentou um excelente desempenho (definido como 45 acertos ou 100% de classificações corretas) em 14 classes, 44 acertos em 3 classes, 43 acertos em 3 classes, 42 acertos em 3 classes, 41 acertos em 2 classes, 40 acertos em 3 classes e, menos que 40 acertos em 4 classes. Dentre as classes que apresentaram menos acertos está a Classe 12, com 26 acertos apenas. Oito amostras desta classe foram confundidas com a Classe 4, e onze com as amostras da Classe 7. A Figura 6.23 mostra uma amostra da classe de referência e amostras das classes atribuídas para uma análise visual. Observa-se que há uma certa “semelhança visual” entre as classes, principalmente entre as classes C12 e C4, justificando assim, a confusão realizada no processo classificatório.

Figura 6.23 Exemplo de texturas classificadas incorretamente pelo descritor CLMP_S/M (24,3)

A Figura 6.24 exibe a matriz de confusão gerada ao aplicar o descritor SLMP_M (24,3) no processo classificatório. Este descritor apresenta 100% de classificação correta em 15 classes, 44 acertos em 3 classes, 42 acertos em 4 classes, 41 acertos em 1 classe, 40 acertos em 1 classe e, menos que 40 acertos em 8 classes.

Figura 6.24 Matriz de confusão do descritor SLMP_M (24,3)

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28	C29	C30	C31	C32
C1	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C2	0	27	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C3	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C4	0	0	0	42	0	0	0	0	0	3	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C5	0	3	0	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C6	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C7	0	15	0	0	1	9	44	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C8	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C9	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C12	0	0	1	3	0	0	1	0	0	0	0	25	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0
C14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0
C19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	2	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0
C20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	1	0
C24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0
C25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	45	0	0	0	1	0	0	0
C26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0
C27	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44	0	0	0	0	0	0
C28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	45	0	0	0	0
C29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0
C30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0
C31	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44	0	0
C32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	45	0

Para o descritor SLMP_M (24,3) a classe que apresentou menos acertos foi a Classe 13, com 10 acertos. As 35 demais amostras foram confundidas com as amostras de imagens de textura de uma única classe, a classe C4. A Figura 6.25 exibe uma amostra da textura de referência da Classe 13 e uma amostra da Classe 4 confundida. Diferentemente do que aconteceu com as texturas atribuídas na Figura 6.23, não há neste caso, uma “semelhança visual” entre as texturas.

Figura 6.25 Exemplo de texturas classificadas incorretamente pelo descritor SLMP_M (24,3)

A matriz de confusão para o descritor CLBP_S/M (24,3) é exibida na Figura 6.26.

Figura 6. 26 Matriz de confusão do descritor CLBP_S/M (24,3)

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28	C29	C30	C31	C32	
C1	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C2	0	45	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C3	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C4	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	
C5	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C6	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	1	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C7	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
C8	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C9	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	
C11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	
C12	0	0	0	7	0	10	3	0	0	0	0	39	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
C13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	1	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	
C20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
C24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	
C25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	
C26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	
C27	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	28	0	0	0	0	0	0	
C28	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	45	0	0	0	0	
C29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	0	0	0	
C30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	5	0	0	0	0	33	0	0	0
C31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	
C32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	8	0	45	0	

Este descritor apresenta o melhor desempenho em 16 classes, 44 acertos em 2 classes, 43 acertos em 1 classe, 42 acertos em 1 classe, 40 acertos em 2 classes e, menos que 40 acertos em 10 classes. O pior caso de classificação é observado na Classe 10, com 22 acertos. Esta classe é confundida com as Classes 13, 15 e 30. A Figura 6.27 mostra amostras das classes atribuídas e a quantidades de amostras classificadas erroneamente e observa-se também que, as amostras das classes atribuídas diferem, e muito, da textura da classe de referência.

Figura 6.27 Exemplo de texturas classificadas incorretamente pelo descritor CLBP_S/M (24,3)

Apesar dos descritores SLMP_M (24,3) e CLBP_S/M (24,3) apresentarem mais classificações 100% corretas, 15 e 16, respectivamente, o descritor CLMP_S/M (24,3) em 28 classes apresentou 40 ou mais acertos, enquanto que o descritor SLMP_M (24,3) , apresentou 40 ou mais acertos em 24 classes e o CLBP_S/M (24,3) em 22 classes.

6.8 Considerações finais

Neste capítulo foram apresentados de maneira resumida os resultados de experimentos conduzidos com duas bases de imagens de texturas rotacionadas ao se aplicar diferentes descritores de textura. Foram explorados diferentes configurações para os experimentos realizados: variedade de tamanhos de amostras e ângulos de rotação, quantidade de classes, combinação dos operadores dos descritores, tamanho de raio e pontos de amostragem dos descritores. E por fim, uma análise qualitativa foi realizada para avaliar o comportamento dos descritores no processo classificatório das imagens de textura.

Capítulo 7

Conclusões

Em muitas aplicações de análise de textura é necessário o uso de técnicas invariantes ou robustas a rotações da imagem de entrada. Neste sentido, esta tese propôs descritores que diante dos testes realizados se mostraram robustos à variação de rotação quando comparados com descritores estado da arte, entre eles o CLBP que vem sendo aplicado com sucesso em vários trabalhos.

Foi mostrado que uma pequena variação na imagem pode alterar o bit de “0” para “1” e vice versa na codificação realizada pelos descritores baseados no LBP. Como os descritores propostos são uma evolução do descritor paramétrico LMP, a suavização proveniente da função de mapeamento sigmoideal permite uma maior robustez às variações nas imagens no processo de codificação dos micropadrões.

Outra característica dos descritores baseados no método LMP é a sua formulação paramétrica que permite diferentes possibilidades. Assim, uma das contribuições deste trabalho foi o desenvolvimento de um algoritmo de otimização por enxame de partículas para otimização conjunta da inclinação da curva sigmoide (β) e a quantidade de *bins* (B) realizada anteriormente de maneira empírica. Desta maneira é possível encontrar parâmetros ótimos para diferentes conjuntos de imagens, dependendo da aplicação realizada.

Descritores de micropadrões assumem que as texturas têm duas características complementares localmente: estrutura espacial (padrões) e contraste (intensidade dos padrões). Na formulação básica dos descritores LMP e LBP a informação da magnitude das diferenças dos níveis de cinza do micropadrão não é analisada. Assim, a inserção do operador que codifica a magnitude de um micropadrão também nas evoluções do descritor LMP, propostas neste trabalho, acarreta em uma melhor descrição das imagens de textura.

Também é demonstrado que a fusão de diferentes operadores melhora a classificação, e a maneira de combiná-los também influencia no resultado a exemplo dos descritores CLMP_S/M e SLMP_M; no primeiro, o vetor de características é gerado a partir de um histograma conjunto 2-D dos operadores CLMP_S e CLMP_M, já o vetor de características do segundo, é gerado ao se concatenar o descritor SLMP com a função que mapeia o sinal do micropadrão com o descritor SLMP com a função que mapeia a magnitude do micropadrão. A

combinação por concatenação não supera a combinação conjunta dos vetores de características gerados pelos operadores.

Um descritor para ser considerado invariante à rotação deve mostrar variações sutis sobre diferentes orientações de uma textura independentemente do ângulo da textura. Isto é, um descritor que apresente um excelente desempenho para um determinado ângulo de rotação da imagem e decaia para outros é extremamente dependente de conhecimento prévio sobre os ângulos avaliados, o que não é uma condição normal para imagens reais. No experimento 1 o desvio padrão dos descritores que combinam característica de Fourier e variações do LBP é alto quando comparado com os descritores propostos. Isto demonstra que há uma grande variação de acurácia ao longo de diferentes ângulos, e em aplicações reais que as imagens se apresentam com ângulos arbitrários, esta não é uma boa característica.

Para todos os casos analisados para as imagens da base do Álbum de Brodatz, isto é, rotações, tamanho de amostras e métodos de rotação, o descritor proposto CLMP com a configuração CLMP_S/M (3,24) apresentou o melhor desempenho. Isto não acontece com o descritor CLBP. Dependendo da situação analisada diferentes combinações podem apresentar um melhor desempenho, ou seja, o desempenho do CLBP é dependente das configurações avaliadas e não há uma combinação de operadores “universal” para descrever as imagens da base analisada.

Para os experimentos realizados com as imagens da base de Kylberg Sintorn a configuração do descritor CLMP que apresentou melhores resultados foi a CLMP_S_M/C (16,2). Apenas para amostras com tamanho 120 x 120 pixels, para as imagens com rotações realizadas por *Hardware* e pelas interpolações Lanczos e *Nearest Neighbor* que a configuração CLMP_S/M/C apresentou melhor desempenho. Já para o descritor CLBP a configuração que apresentou, de maneira geral, o melhor desempenho foi a CLBP_S/M/C, porém, dependendo do tamanho de amostra e método de rotação avaliado, é necessário o uso de diferentes tamanhos de raio e quantidade de pontos de amostragem.

No que se refere à escolha de métodos de interpolação, as que obtiveram melhor desempenho foram Lanczos e *B-spline*, superando inclusive, rotações realizadas por *Hardware* em alguns casos. Isto demonstra que a rotação computacional com algoritmos de maior desempenho traz ganhos para a classificação de texturas rotacionadas. Apesar das interpolações Linear e Cúbica não se mostrarem adequadas na manutenção de características das texturas, ainda são as mais comumente utilizadas por softwares de processamento de imagem, como é o caso do MATLAB®, que utiliza em seu processamento interpolação Linear, Cúbica e a *nearest neighbor*.

Nas aplicações de visão computacional que avaliem se uma determinada imagem de textura é similar a alguma outra previamente armazenada em um banco de dados, pode ser impossível determinar qual é o ângulo que a mesma foi obtida. Este é um exemplo de imagens obtidas por *drones* em agricultura de precisão. Desta maneira, a imagem adquirida pode ser comparada diretamente com a base, normalmente armazenada em ângulo $\theta = 0^\circ$ ou rotacionada por um algoritmo eficiente como os que utilizam as interpolações Laczos ou *B-spline*, tanto em acurácia como em tempo de processamento.

Para ser considerado um bom descritor de textura, a técnica deve atingir dois objetivos concorrentes: baixa complexidade computacional, para permitir que a tarefa de classificação seja executada em tempo real; e, capturar a informação de textura mais representativa de uma classe, de modo que diferentes classes de texturas possam ser distinguidas apesar da presença de várias distorções de imagem como, por exemplo, a rotação, que foi investigada neste trabalho. No experimento 5, para medição do tempo computacional para geração dos vetores de características, os descritores baseados no método LMP demandam menos tempo de processamento, mesmo nos casos em que os vetores têm a mesma dimensão dos apresentados pelo CLBP.

Os resultados de acurácia obtidos nas análises com as imagens da base rotacionada do Álbum de Brodatz foram inferiores aos obtidos na base de Kylberg. Isto é justificado pela variedade de ângulos analisados, 21 ao invés de 9 e, maior quantidade de classes avaliadas, 32 ao invés de 25. Outra justificativa refere-se à qualidade das imagens, pois, durante o processo de aquisição, as imagens foram salvas em formato JPG, ou seja, sofreram compressão. Além disso, não houve nenhum controle da iluminação das texturas, enquanto estavam sendo rotacionadas.

Com isso, conclui-se que os objetivos propostos foram atingidos. Os descritores propostos incluindo as informações de magnitude e sinal mostraram-se mais robustos que outros comparados na classificação de texturas rotacionadas tanto por *hardware* como por *software* e que os melhores desempenhos ocorreram quando o método de interpolação é do tipo Lanczos ou *B-spline*. O algoritmo de otimização desenvolvido e baseado em PSO gerou valores otimizados de (β) e quantidade de *bins* (B) facilitando o uso, não somente para este trabalho, mas também para qualquer outro novo desenvolvimento ou aplicação da abordagem LMP. Um novo banco de texturas rotacionadas foi gerado e está disponível para toda a comunidade científica em <http://imagem.sel.eesc.usp.br/base>.

7.1 Sugestões para Trabalhos Futuros

A partir da investigação realizada, novas propostas surgem visando trabalhos futuros:

- Neste trabalho é demonstrado que a combinação de descritores resulta em vetores de características com informações mais discriminantes. Outra análise que pode ser realizada é a combinação de descritores com multiresoluções, pois, neste trabalho foram combinados descritores com mesma configuração de raio e pontos de amostragem.
- Digitalização das demais classes do Álbum de Brodatz impressas, inclusive com iluminação controlada.
- Associar os descritores de textura propostos a Redes Neurais Convolutivas em problemas de classificação de textura, acompanhando a tendência recente, a exemplo dos trabalhos de Marcos, Volpi e Tuia (2016).

7.2 Publicações oriundas do trabalho

Trabalhos completos publicados em anais de congressos

VIEIRA, Raissa Tavares; GONZAGA, Adilson. Evaluation of robustness against interpolation methods of texture descriptors in image classification. In: XII Workshop de Visão Computacional, Campo Grande, 2016.

SOUZA, Jones Mendonça; VIEIRA, Raissa Tavares; GONZAGA, Adilson . Analysis of texture under Pupil Contraction/Dilation for Biometric Recognition. In: XI Workshop de Visão Computacional, São Carlos, 2015.

VIEIRA, Raissa Tavares; LANGONI, Virgílio de Melo; GONZAGA, Adilson. Video-based Iris Recognition by Quasi-Dynamic Texture Analysis. In: X Workshop de Visão Computacional, Uberlândia, 2014.

Capítulo de livro

VIEIRA, Raissa Tavares; NEGRI, Tamiris Trevisan; GONZAGA, Adilson. Robustness of Rotation Invariant Descriptors for Texture Classification. In: International Symposium on Visual Computing. Springer International Publishing, 2016. p. 268-277.

Referências

ABDULLAHI, Muhammad Bashir; IDRIS, Fati; MOHAMMED, Adamu Alhaji. Performance analysis of particle swarm optimization algorithm-based parameter tuning for fingerprint image enhancement. In: **Future Technologies Conference (FTC)**. IEEE, 2016. p. 528-536.

AHONEN, Timo et al. Rotation invariant image description with local binary pattern histogram fourier features. **Image analysis**, p. 61-70, 2009.

AHONEN, Timo; HADID, Abdenour; PIETIKAINEN, Matti. Face description with local binary patterns: Application to face recognition. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 28, n. 12, p. 2037-2041, 2006.

BIANCONI, Francesco et al. Automatic classification of granite tiles through colour and texture features. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 12, p. 11212-11218, 2012.

BIGUN, Josef; GRANLUND, Goesta H.. ; WIKLUND, Johan. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 13, n. 8, p. 775-790, 1991.

BRODATZ, P. Textures: A Photographic Album for Artists & Designers. New York: Dover Publications, 1966

CHANDRA, D. V. S. Target orientation estimation using Fourier energy spectrum. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, v. 34, n. 3, p. 1009-1012, 1998.

CHEN, Jia-Lin; KUNDU, Amlan. Rotation and gray scale transform invariant texture identification using wavelet decomposition and hidden Markov model. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 16, n. 2, p. 208-214, 1994.

CHEN, Chen et al. Land-use scene classification using multi-scale completed local binary patterns. **Signal, image and video processing**, v. 10, n. 4, p. 745-752, 2016.

CHIERICI, Carlos Eduardo de Oliveira. **Classificação de texturas com diferentes orientações baseada em descritores locais**. 2015. Dissertação (Mestrado em Processamento de Sinais de Instrumentação) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2015. doi: 10.11606/D.18.2015.tde-27102015-103555. Acesso em: 2016-07-11.

CLERC, Maurice; KENNEDY, James. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. **IEEE transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 1, p. 58-73, 2002.

DALAL, Navneet; TRIGGS, Bill. Histograms of oriented gradients for human detection. In: **Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on**. IEEE, 2005. p. 886-893.

DAS, Paramita et al. A texture based approach for automatic identification of benign and malignant tumor from FNAC images. In: **Recent Trends in Information Systems (ReTIS), 2015 IEEE 2nd International Conference on**. IEEE, 2015. p. 249-254.

DONG, Yongsheng et al. Multiscale Sampling Based Texture Image Classification. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 24, n. 5, p. 614-618, 2017.

FERNÁNDEZ, Antonio et al. Evaluation of robustness against rotation of LBP, CCR and ILBP features in granite texture classification. **Machine vision and Applications**, v. 22, n. 6, p. 913-926, 2011.

FERRAZ, Carolina Toledo; GONZAGA, Adilson. Object classification using a local texture descriptor and a support vector machine. **Multimedia Tools and Applications**, p. 1-33, 2016.

FERRAZ, Carolina Toledo; PEREIRA JR, Osmando; GONZAGA, Adilson. Feature description based on center-symmetric local mapped patterns. In: **Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing**. ACM, 2014. p. 39-44.

GUO, Zhenhua; ZHANG, Lei; ZHANG, David. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 19, n. 6, p. 1657-1663, 2010a.

_____. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 19, n. 6, p. 1657-1663, 2010b.

HARALICK, R.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610-621, 1973.

HE, Dong-Chen; WANG, Li. Texture unit, texture spectrum, and texture analysis. **IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 28, n. 4, p. 509-512, 1990.

HE, Xiangjian et al. Local binary patterns for human detection on hexagonal structure. In: **Multimedia, 2007. ISM 2007. Ninth IEEE International Symposium on**. IEEE, 2007. p. 65-71.

HEIKKILÄ, Marko; PIETIKÄINEN, Matti; SCHMID, Cordelia. Description of interest regions with center-symmetric local binary patterns. In: **Computer vision, graphics and image processing**. Springer Berlin Heidelberg, 2006. p. 58-69.

HEIKKILÄ, Marko; PIETIKÄINEN, Matti; SCHMID, Cordelia. Description of interest regions with local binary patterns. **Pattern recognition**, v. 42, n. 3, p. 425-436, 2009.

HEPPNER, F.; GRENANDER, U. A stochastic nonlinear model for coordinated bird flocks *The ubiquity of chaos, AAAS Publications*, 1990, 233-238

HOFFMEYER, J. The Swarming body. In: **Semiotics around the World; Proceedings of the Fifth Congress of the International Association for Semiotic Studies**; Berkley, 1994.

HU, Hsien-Chih et al. Local Binary Pattern Special Investigation based on Search image face texture recognition. In: **Computer, Consumer and Control (IS3C), 2016 International Symposium on**. IEEE, 2016. p. 686-689.

HUANG, Xiangsheng; LI, Stan Z.; WANG, Yangsheng. Shape localization based on statistical method using extended local binary pattern. In: **Image and Graphics (ICIG'04), Third International Conference on**. IEEE, 2004. p. 184-187.

HUANG, Di et al. HSOG: a novel local image descriptor based on histograms of the second-order gradients. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 23, n. 11, p. 4680-4695, 2014.

JAFARI-KHOUSANI, Kourosh; SOLTANIAN-ZADEH, Hamid. Radon transform orientation estimation for rotation invariant texture analysis. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 27, n. 6, p. 1004-1008, 2005.

JIN, Hongliang et al. Face detection using improved LBP under Bayesian framework. In: **Image and Graphics (ICIG'04), Third International Conference on**. IEEE, 2004. p. 306-309.

KASHYAP, Rangasami L.; KHOTANZAD, Alireza. A model-based method for rotation invariant texture classification. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, n. 4, p. 472-481, 1986.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: **Neural Networks ,IEEE International Conference on**, 1995, p.1942-1948, v.4 .

KYLBERG, Gustaf. **Automatic virus identification using TEM: image segmentation and texture analysis**. 2014. Tese de Doutorado. Acta Universitatis Upsaliensis.

KYLBERG, Gustaf; SINTORN, Ida-Maria Kylberg Sintorn Rotation dataset (2015). <http://www.cb.uu.se/~gustaf/KylbergSintornRotation/>. Acessado 20 Fev 2017

_____. On the influence of interpolation method on rotation invariance in texture recognition. **EURASIP Journal on Image and Video Processing**, v. 2016, n. 1, p. 17, 2016.

LATEGAHN, Henning et al. Texture classification by modeling joint distributions of local patterns with Gaussian mixtures. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 19, n. 6, p. 1548-1557, 2010.

LATIF, M. H. et al. Texture descriptors based affective states recognition-frontal face thermal image. In: **Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2016 IEEE EMBS Conference on**. IEEE, 2016. p. 80-85.

LIAO, Shu; LAW, Max WK; CHUNG, Albert CS. Dominant local binary patterns for texture classification. **IEEE transactions on image processing**, v. 18, n. 5, p. 1107-1118, 2009.

LIU, Li et al. Local binary features for texture classification: Taxonomy and experimental study. **Pattern Recognition**, v. 62, p. 135-160, 2017.

LUENGO, Cris. DIPimage, a Matlab toolbox for scientific image processing and analysis. <http://www.diplib.org/>. Accesso 20 fev 2017

MAANI, Rouzbeh; KALRA, Sanjay; YANG, Yee-Hong. Rotation invariant local frequency descriptors for texture classification. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 22, n. 6, p. 2409-2419, 2013.

MÄENPÄÄ, T.: The local binary pattern approach to texture analysis—extensions and applications. PhD thesis, Acta Universitatis Ouluensis C 187, University of Oulu (2003)

MANDAL, Devraj; CHATTERJEE, Amitava; MAITRA, Madhubanti. Particle Swarm Optimization Based Fast Chan-Vese Algorithm for Medical Image Segmentation. In: **Metaheuristics for Medicine and Biology**. Springer Berlin Heidelberg, 2017. p. 49-74.

MARCOS, Diego; VOLPI, Michele; TUIA, Devis. Learning rotation invariant convolutional filters for texture classification. In: **Pattern Recognition (ICPR), 2016 23rd International Conference on**. IEEE, 2016. p. 2012-2017.

MESTER, Rudolf. Orientation estimation: Conventional techniques and a new non-differential approach. In: **Signal Processing Conference, 2000 10th European**. IEEE, 2000. p. 1-4.

MILLONAS, M. M. Swarms, phase transitions, and collective intelligence **Artificial Life III**, Addison-Wesley, 1994

MORALES, Sandra et al. Retinal disease screening through local binary patterns. **IEEE journal of biomedical and health informatics**, v. 21, n. 1, p. 184-192, 2017.

NANNI, Loris; BRAHNAM, Sheryl; LUMINI, Alessandra. A local approach based on a Local Binary Patterns variant texture descriptor for classifying pain states. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 12, p. 7888-7894, 2010.

NEGRI, T. et al. **A Robust Descriptor for Color Texture Classification Under Varying Illumination**. In Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications (VISIGRAPP), 2017 12th International Joint Conference on. 2017. v. 4, p. 378-388.

NGUYEN, Vu-Lam et al. An integrated descriptor for texture classification. In: **Pattern Recognition (ICPR), 2016 23rd International Conference on**. IEEE, 2016. p. 2006-2011.

OJALA, Timo et al. Outex-new framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms. In: **Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on**. IEEE, 2002. p. 701-706.

OJALA, Timo; PIETIKÄINEN, Matti; HARWOOD, David. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. **Pattern recognition**, v. 29, n. 1, p. 51-59, 1996.

OJALA, Timo; PIETIKAINEN, Matti; MAENPAA, Topi. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 24, n. 7, p. 971-987, 2002.

PAN, Zhibin et al. Local Adaptive Binary Patterns Using Diamond Sampling Structure for Texture Classification. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 24, n. 6, p. 828-832, 2017.

PIETIKÄINEN, Matti et al. Local binary patterns for still images. **Computer Vision Using Local Binary Patterns** Springer London, 2011, 40, 13-47.

PIETIKÄINEN, M.; ZHAO, G.; HADID, A.; AHONEN, T. Computer Vision Using Local Binary Patterns *Springer*, p.209, 2011.

POLI, Riccardo; KENNEDY, James; BLACKWELL, Tim. Particle swarm optimization. **Swarm intelligence**, v. 1, n. 1, p. 33-57, 2007.

PRIBADI, Kukuh Daud et al. Dynamic response of maximum power point tracking using particle swarm optimization for wind energy conversion system. In: **Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), 2016 8th International Conference on**. IEEE, 2016. p. 1-6.

RASSEM, Taha H. et al. Multi-Scale Colour Completed Local Binary Patterns for Scene and Event Sport Image Categorisation. **IAENG International Journal of Computer Science**, v. 44, n. 2, p. 197-211, 2017.

REN, Jianfeng; JIANG, Xudong; YUAN, Junsong. LBP-Structure Optimization With Symmetry and Uniformity Regularizations for Scene Classification. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 24, n. 1, p. 37-41, 2017.

REYNOLDS, Craig W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. **ACM SIGGRAPH computer graphics**, v. 21, n. 4, p. 25-34, 1987.

RYU, Jongbin; HONG, Sungeun; YANG, Hyun S. Sorted consecutive local binary pattern for texture classification. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 24, n. 7, p. 2254-2265, 2015.

SERAPIÃO, Adriane Beatriz de Souza. Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 20, n. 3, p. 271-304, 2009.

SHAIKH, Nuzhat Faiz; DOYE, D. D. Improving the accuracy of iris recognition system using neural network and particle swarm optimization. **International Journal of Computer Applications**, v. 79, n. 3, 2013.

SHANG, Jun et al. Object recognition using rotation invariant local binary pattern of significant bit planes. **IET Image Processing**, v. 10, n. 9, p. 662-670, 2016.

SHI, Yuhui. Particle swarm optimization. **IEEE Connections**, v. 2, n. 1, p. 8-13, 2004.

SHI, Yuhui; EBERHART, Russell. Parameter selection in particle swarm optimization. In: **Evolutionary programming VII**. Springer Berlin/Heidelberg, 1998a. p. 591-600.

_____. A modified particle swarm optimizer. In: **Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on**. IEEE, 1998. p. 69-73.

SONG, Tiecheng et al. L2SSP: Robust keypoint description using local second-order statistics with soft-pooling. **Neurocomputing**, v. 230, p. 230-242, 2017a.

SONG, Tiecheng et al. LETRIST: Locally Encoded Transform Feature Histogram for Rotation-Invariant Texture Classification. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, 2017b.

SOUZA, Jones Mendonça; VIEIRA, Raissa Tavares; GONZAGA, Adilson. Analysis of iris texture under pupil contraction/dilation for biometric recognition. In: **Workshop de Visão Computacional**, 2015, p. 128-133.

TAN, Xiaoyang; TRIGGS, Bill. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. In: **International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures**. Springer Berlin Heidelberg, 2007. p. 168-182.

TOPI, Mäenpää et al. Robust texture classification by subsets of local binary patterns. In: **Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on.** IEEE, 2000. p. 935-938.

TZE KIN TEO, Kenneth et al. Particle Swarm Optimization based Maximum Power Point Tracking for Partially Shaded Photovoltaic Arrays. **International Journal of Simulation--Systems, Science & Technology**, v. 17, n. 34, 2016.

VARMA, Manik; GARG, Rahul. Locally invariant fractal features for statistical texture classification. In: **Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on.** IEEE, 2007. p. 1-8.

VARMA, Manik; ZISSERMAN, Andrew. A statistical approach to texture classification from single images. **International journal of computer vision**, v. 62, n. 1, p. 61-81, 2005.

VIEIRA, Raissa Tavares. **Análise de micropadrões em imagens digitais baseada em números fuzzy.** 2013. Dissertação (Mestrado em Processamento de Sinais de Instrumentação) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013. doi:10.11606/D.18.2013.tde-29042013-154729. Acesso em: 2017-06-12.

VIEIRA, Raissa et al. Local fuzzy pattern: a new way for micro-pattern analysis. **Intelligent Data Engineering and Automated Learning-IDEAL 2012**, p. 602-611, 2012.

VIEIRA, Raissa Tavares; NEGRI, Tamiris Trevisan; GONZAGA, Adilson. Robustness of Rotation Invariant Descriptors for Texture Classification. In: **International Symposium on Visual Computing.** Springer International Publishing, 2016. p. 268-277.

XU, Gang; GAO, Jie. Weak signal detection based on a new matching pursuit method. In: **Machine Learning and Cybernetics, 2008 International Conference on.** IEEE, 2008. p. 1036-1040.

ZHAO, Guoying et al. Rotation-invariant image and video description with local binary pattern features. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 21, n. 4, p. 1465-1477, 2012.

ZEPPELZAUER, Matthias et al. Topological descriptors for 3D surface analysis.
In: **International Workshop on Computational Topology in Image Context**. Springer
International Publishing, 2016. p. 77-87.

APÊNDICE A – Acurácias médias obtidas pelos descritores avaliados no Experimento 1

	Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°
SLMP_M (8,1)	211	HW	91,05%	0,019	89,28%	89,05%	89,76%	93,54%	93,60%	92,02%	88,53%	92,64%
		NN	47,62%	0,201	28,73%	79,49%	32,65%	48,68%	48,82%	33,48%	80,28%	28,79%
		LN	34,45%	0,027	31,67%	34,60%	38,86%	32,76%	32,69%	38,81%	34,55%	31,68%
		CB	75,20%	0,009	73,95%	75,98%	75,96%	74,89%	74,80%	75,65%	76,39%	73,96%
		SP	91,99%	0,009	90,28%	92,76%	92,21%	92,60%	91,98%	91,85%	93,35%	90,88%
		LZ	94,73%	0,008	93,53%	95,36%	94,64%	95,33%	95,09%	94,61%	95,84%	93,45%
CLMP_M/C (8,1)	20	HW	87,23%	0,017	86,11%	84,78%	87,71%	88,32%	88,29%	88,54%	84,24%	89,81%
		NN	77,12%	0,085	68,16%	89,36%	70,19%	80,88%	80,84%	70,31%	89,07%	68,15%
		LN	75,30%	0,009	73,71%	75,91%	76,01%	75,30%	75,16%	76,29%	76,08%	73,96%
		CB	86,88%	0,006	86,51%	88,00%	86,88%	86,67%	86,86%	86,90%	87,43%	85,77%
		SP	90,76%	0,004	90,68%	91,20%	90,57%	90,62%	90,56%	90,92%	91,35%	90,17%
		LZ	90,53%	0,024	91,32%	91,91%	91,14%	84,26%	91,41%	91,47%	91,76%	91,00%
CLMP_S_M/C (8,1)	30	HW	94,11%	0,012	92,39%	92,01%	94,38%	95,03%	95,09%	93,88%	94,08%	96,04%
		NN	84,89%	0,081	75,67%	95,92%	78,82%	89,28%	89,29%	78,71%	95,65%	75,74%
		LN	70,19%	0,016	68,82%	70,95%	72,08%	68,61%	68,72%	72,72%	70,99%	68,59%
		CB	88,54%	0,009	87,75%	90,31%	87,58%	88,40%	88,10%	88,72%	89,65%	87,80%
		SP	94,92%	0,005	94,38%	95,74%	94,66%	95,04%	94,72%	94,83%	95,50%	94,46%
		LZ	95,73%	0,004	95,38%	96,46%	95,32%	96,00%	95,59%	95,53%	96,21%	95,32%
CLMP_S/M (8,1)	100	HW	91,95%	0,019	90,23%	89,13%	93,27%	93,71%	93,69%	93,49%	89,02%	93,07%
		NN	42,57%	0,194	25,12%	73,98%	27,74%	43,05%	43,28%	27,90%	73,99%	25,47%
		LN	33,50%	0,02	32,61%	32,53%	36,73%	33,51%	31,78%	36,80%	31,07%	32,97%
		CB	68,03%	0,007	67,03%	68,65%	68,72%	67,92%	67,22%	68,38%	68,83%	67,50%
		SP	87,18%	0,007	86,13%	88,02%	87,23%	87,48%	87,57%	86,90%	88,04%	86,09%
		LZ	90,64%	0,007	89,76%	91,40%	90,21%	90,90%	91,03%	90,46%	91,69%	89,68%
CLMP_S/M/C (8,1)	200	HW	92,39%	0,017	90,60%	88,69%	92,88%	93,24%	94,07%	93,62%	91,79%	94,24%
		NN	57,29%	0,18	40,70%	86,31%	43,89%	58,17%	57,71%	44,30%	86,59%	40,61%
		LN	42,66%	0,017	41,09%	42,68%	45,59%	41,40%	41,56%	45,24%	42,84%	40,91%
		CB	76,03%	0,009	74,54%	77,40%	76,65%	76,26%	75,64%	76,07%	76,82%	74,87%
		SP	91,85%	0,007	90,87%	92,60%	91,64%	92,16%	92,09%	92,10%	92,60%	90,75%
		LZ	94,31%	0,005	93,69%	95,00%	94,12%	94,54%	94,41%	94,34%	94,79%	93,61%
CLBP_M(8,1)	10	HW	66,62%	0,037	66,64%	68,74%	64,53%	70,42%	72,58%	58,54%	66,16%	65,37%
		NN	43,47%	0,126	35,01%	64,14%	35,49%	40,79%	40,26%	34,60%	65,31%	32,15%
		LN	30,74%	0,029	26,52%	34,49%	30,60%	31,44%	30,78%	31,83%	34,20%	26,06%
		CB	45,84%	0,045	42,21%	52,45%	42,90%	46,77%	47,87%	40,96%	52,60%	40,96%
		SP	58,40%	0,049	52,64%	65,05%	55,54%	59,42%	60,47%	55,66%	66,12%	52,26%
		LZ	64,25%	0,046	57,42%	70,01%	59,45%	65,12%	66,24%	61,08%	70,19%	57,69%

	Dim.	Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLBP_S(8,1)	10	HW	75,08%	0,017	74,00%	76,28%	73,56%	76,92%	77,36%	72,14%	73,78%	76,60%
		NN	20,93%	0,135	9,84%	43,84%	13,36%	18,34%	19,42%	10,38%	43,11%	9,13%
		LN	29,84%	0,016	28,25%	32,60%	30,46%	28,48%	28,67%	29,95%	31,89%	28,42%
		CB	58,02%	0,034	58,96%	61,46%	57,45%	58,12%	56,95%	50,09%	61,79%	59,37%
		SP	75,09%	0,019	73,32%	78,55%	73,63%	74,75%	74,61%	74,06%	77,87%	73,89%
		LZ	78,75%	0,024	75,95%	82,38%	76,48%	78,97%	78,24%	77,12%	82,04%	76,05%
CLBP_M/C (8,1)	20	HW	79,25%	0,012	78,21%	78,33%	79,66%	81,00%	79,99%	78,91%	77,17%	80,70%
		NN	71,08%	0,095	61,32%	84,99%	63,20%	75,03%	74,20%	63,59%	84,97%	61,32%
		LN	58,89%	0,015	58,00%	58,59%	60,91%	57,53%	57,48%	61,51%	59,52%	57,60%
		CB	73,41%	0,01	73,64%	75,04%	72,60%	72,82%	72,76%	72,60%	74,97%	72,84%
		SP	79,73%	0,015	79,09%	82,19%	78,52%	79,56%	78,96%	78,78%	82,40%	78,31%
		LZ	82,04%	0,015	81,34%	84,67%	80,68%	81,69%	81,58%	80,88%	84,62%	80,85%
CLBP_S_M/C (8,1)	30	HW	87,33%	0,011	85,44%	86,81%	87,18%	88,73%	87,97%	87,65%	86,09%	88,77%
		NN	44,41%	0,138	30,55%	66,22%	34,59%	46,43%	46,60%	34,24%	65,91%	30,71%
		LN	32,57%	0,016	31,24%	33,54%	34,82%	30,87%	31,01%	34,91%	32,94%	31,23%
		CB	62,09%	0,015	63,29%	63,51%	61,38%	60,01%	59,90%	61,75%	64,16%	62,71%
		SP	81,57%	0,015	81,68%	83,97%	80,29%	80,36%	80,13%	80,65%	83,90%	81,55%
		LZ	86,23%	0,015	86,64%	88,86%	84,72%	85,15%	84,73%	85,17%	88,51%	86,04%
CLBP_S/M (8,1)	100	HW	84,85%	0,018	82,40%	83,72%	83,97%	86,78%	88,11%	85,78%	82,31%	85,74%
		NN	24,62%	0,174	10,66%	53,76%	12,54%	21,45%	22,09%	12,02%	53,84%	10,56%
		LN	24,18%	0,011	23,40%	23,06%	25,67%	25,12%	24,04%	25,74%	22,60%	23,77%
		CB	56,49%	0,007	56,14%	57,29%	56,26%	56,63%	55,91%	56,05%	57,78%	55,86%
		SP	79,83%	0,016	78,13%	82,47%	79,19%	80,19%	80,06%	78,88%	82,14%	77,60%
		LZ	84,55%	0,02	83,86%	80,61%	84,48%	86,14%	86,03%	84,22%	87,78%	83,30%
CLBP_S/M/C (8,1)	200	HW	94,56%	0,02	92,10%	91,96%	95,88%	96,70%	95,92%	95,93%	91,60%	96,39%
		NN	46,62%	0,187	30,45%	77,39%	34,14%	44,32%	44,78%	33,60%	78,10%	30,18%
		LN	42,70%	0,048	39,75%	40,82%	45,51%	40,81%	40,48%	54,36%	40,37%	39,46%
		CB	78,42%	0,006	77,92%	79,27%	78,62%	78,74%	77,96%	78,69%	78,76%	77,37%
		SP	92,34%	0,006	91,49%	93,04%	92,48%	92,64%	92,37%	92,49%	93,04%	91,19%
		LZ	94,70%	0,006	94,12%	95,37%	94,67%	94,92%	94,82%	94,72%	95,36%	93,58%
LTPdf(8,1)	326	HW	89,55%	0,034	84,10%	91,10%	86,30%	96,10%	93,50%	89,30%	87,50%	88,50%
		NN	39,55%	0,232	20,30%	79,20%	22,10%	37,20%	38,00%	22,40%	76,80%	20,40%
		LN	46,13%	0,036	41,00%	48,70%	49,80%	46,30%	45,50%	49,90%	47,90%	39,90%
		CB	81,65%	0,025	77,10%	83,90%	80,90%	82,70%	81,80%	83,50%	84,60%	78,70%
		SP	94,25%	0,02	90,70%	96,80%	92,60%	95,80%	94,30%	94,40%	96,80%	92,60%
		LZ	95,56%	0,018	92,80%	97,90%	93,60%	97,10%	95,50%	95,60%	97,80%	94,20%

Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
ILTPdft (8,1)	651	HW	90,44%	0,032	87,90%	94,80%	86,40%	94,10%	90,50%	85,10%	91,10%	93,60%
		NN	61,46%	0,198	43,90%	95,60%	47,60%	60,40%	60,60%	46,50%	92,60%	44,50%
		LN	64,14%	0,024	64,30%	66,60%	65,50%	62,50%	59,70%	62,20%	67,30%	65,00%
		CB	83,46%	0,033	84,40%	87,50%	81,10%	84,10%	80,10%	77,80%	88,10%	84,60%
		SP	91,70%	0,039	92,10%	96,40%	87,60%	92,80%	88,80%	85,30%	96,90%	93,70%
		LZ	92,39%	0,041	92,60%	97,70%	87,80%	93,50%	89,90%	85,70%	97,80%	94,10%
ILBPdft (8,1)	325	HW	79,46%	0,054	71,80%	88,60%	74,30%	87,30%	78,40%	76,40%	83,00%	75,90%
		NN	33,14%	0,226	17,10%	73,70%	17,70%	25,80%	25,90%	17,50%	70,00%	17,40%
		LN	28,55%	0,072	23,80%	40,40%	24,50%	29,20%	22,70%	25,40%	40,60%	21,80%
		CB	64,38%	0,069	60,40%	76,30%	59,30%	66,10%	59,10%	59,20%	75,10%	59,50%
		SP	79,79%	0,071	74,90%	91,60%	74,40%	82,50%	75,70%	73,70%	91,00%	74,50%
		LZ	82,24%	0,072	77,60%	93,70%	76,50%	84,60%	78,50%	76,40%	94,30%	76,30%
LBPdft(8,1)	163	HW	79,40%	0,04	72,80%	82,50%	75,90%	85,20%	83,10%	82,90%	75,20%	77,60%
		NN	31,00%	0,188	15,70%	64,80%	18,20%	27,20%	27,20%	17,80%	60,60%	16,50%
		LN	22,26%	0,032	18,20%	27,50%	21,80%	22,70%	19,00%	23,50%	26,20%	19,20%
		CB	58,15%	0,064	49,00%	68,20%	52,00%	59,30%	57,20%	58,70%	67,20%	53,60%
		SP	81,38%	0,059	72,60%	89,20%	75,80%	85,20%	81,80%	82,50%	88,70%	75,20%
		LZ	85,18%	0,056	76,90%	92,20%	79,80%	88,40%	86,00%	86,70%	92,40%	79,00%

APÊNDICE B – Acurácias médias obtidas pelos descritores avaliados no Experimento 2

	Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°
SLMP_M (16,2)	229	HW	90,26%	0,021	86,81%	88,57%	89,74%	92,83%	94,22%	90,92%	88,86%	90,09%
		NN	75,61%	0,034	71,97%	81,24%	77,21%	72,62%	72,81%	75,70%	80,92%	72,44%
		LN	65,30%	0,017	63,04%	64,07%	68,06%	64,74%	65,76%	68,13%	65,17%	63,40%
		CB	92,54%	0,005	91,57%	93,18%	92,33%	92,80%	92,78%	92,64%	93,19%	91,85%
		SP	95,79%	0,005	94,98%	96,35%	95,59%	96,21%	96,27%	95,54%	96,30%	95,07%
		LZ	96,02%	0,007	94,91%	96,68%	95,84%	96,51%	96,78%	95,76%	96,64%	95,04%
CLMP_M/C (16,2)	36	HW	88,20%	0,015	86,12%	85,28%	89,39%	89,53%	89,31%	89,20%	87,43%	89,36%
		NN	89,81%	0,004	89,00%	90,63%	89,92%	90,16%	89,69%	89,73%	89,80%	89,53%
		LN	83,24%	0,010	82,08%	83,71%	84,49%	82,43%	82,66%	85,01%	83,59%	81,92%
		CB	89,97%	0,002	90,01%	90,24%	90,25%	89,84%	90,26%	89,76%	89,90%	89,52%
		SP	90,47%	0,002	90,62%	90,79%	90,71%	90,45%	90,49%	90,37%	90,45%	89,90%
		LZ	89,80%	0,021	90,85%	90,89%	90,68%	83,85%	90,83%	90,51%	90,33%	90,42%
CLMP_S_M/C (16,2)	54	HW	94,32%	0,016	91,52%	91,26%	95,27%	95,69%	95,53%	95,20%	94,55%	95,52%
		NN	87,47%	0,016	85,88%	90,19%	88,37%	86,32%	85,64%	87,33%	89,82%	86,17%
		LN	86,91%	0,014	85,04%	87,76%	88,61%	86,23%	86,12%	89,10%	87,35%	85,08%
		CB	97,09%	0,002	97,04%	97,38%	96,79%	97,15%	97,06%	97,27%	96,93%	97,09%
		SP	97,61%	0,001	97,59%	97,72%	97,52%	97,62%	97,69%	97,67%	97,46%	97,64%
		LZ	97,48%	0,001	97,46%	97,52%	97,45%	97,49%	97,55%	97,64%	97,27%	97,48%
CLMP_S/M (16,2)	324	HW	92,69%	0,021	89,99%	89,96%	93,65%	95,06%	95,44%	93,65%	89,77%	94,01%
		NN	87,16%	0,028	84,30%	91,51%	89,03%	84,74%	84,38%	86,80%	91,68%	84,81%
		LN	75,20%	0,023	72,52%	76,12%	78,43%	72,80%	74,56%	78,68%	76,12%	72,36%
		CB	95,07%	0,003	94,76%	95,35%	95,35%	95,10%	95,17%	94,97%	95,28%	94,56%
		SP	96,75%	0,002	96,43%	96,80%	96,96%	96,76%	96,98%	96,74%	96,93%	96,43%
		LZ	96,94%	0,002	96,74%	97,02%	97,01%	96,95%	97,28%	96,68%	96,96%	96,89%
CLMP_S/M/C (16,2)	648	HW	94,18%	0,018	91,08%	92,08%	94,65%	96,62%	96,50%	95,21%	92,36%	94,96%
		NN	89,79%	0,022	86,97%	93,40%	91,01%	88,55%	88,60%	89,39%	93,13%	87,29%
		LN	82,49%	0,017	80,10%	83,15%	84,82%	81,35%	82,00%	84,84%	83,49%	80,17%
		CB	96,24%	0,003	95,86%	96,93%	96,29%	96,36%	96,56%	96,10%	95,88%	95,90%
		SP	97,32%	0,003	96,79%	97,80%	97,38%	97,42%	97,58%	97,14%	97,63%	96,78%
		LZ	97,49%	0,004	96,96%	98,07%	97,61%	97,75%	97,73%	97,26%	97,77%	96,75%
CLBP_M/C (16,2)	36	HW	86,13%	0,017	83,28%	82,93%	86,43%	87,42%	87,52%	87,70%	86,52%	87,23%
		NN	80,06%	0,044	74,22%	87,01%	78,06%	81,67%	80,86%	77,43%	86,85%	74,41%
		LN	74,05%	0,009	73,10%	73,52%	75,78%	73,78%	73,90%	75,40%	74,07%	72,85%
		CB	84,31%	0,004	84,16%	84,91%	83,96%	84,69%	84,46%	83,86%	84,84%	83,61%
		SP	87,00%	0,003	86,82%	87,24%	87,16%	87,28%	87,34%	86,77%	87,20%	86,20%
		LZ	87,90%	0,004	87,76%	88,29%	87,60%	88,25%	88,23%	87,71%	88,29%	87,04%

	Dim.	Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLBP_S_M/C (16,2)	54	HW	90,78%	0,018	87,85%	87,71%	91,66%	92,42%	92,97%	92,39%	90,21%	91,04%
		NN	78,32%	0,068	69,77%	89,40%	76,55%	78,31%	77,95%	75,37%	89,76%	69,48%
		LN	51,67%	0,021	49,12%	51,26%	55,44%	50,57%	50,62%	55,11%	51,85%	49,42%
		CB	84,75%	0,008	83,29%	85,83%	84,78%	85,26%	84,46%	84,97%	85,58%	83,84%
		SP	92,67%	0,004	91,80%	92,99%	92,79%	92,97%	92,84%	92,68%	93,18%	92,11%
		LZ	94,37%	0,003	93,73%	94,63%	94,34%	94,71%	94,40%	94,36%	94,72%	94,07%
CLBP_S/M (16,2)	324	HW	88,84%	0,027	87,39%	86,04%	90,11%	90,52%	91,90%	91,57%	83,24%	89,91%
		NN	67,42%	0,083	56,90%	81,14%	65,20%	66,95%	67,24%	63,83%	81,32%	56,81%
		LN	46,84%	0,026	42,86%	46,74%	51,02%	46,51%	45,92%	50,76%	47,44%	43,46%
		CB	87,48%	0,010	85,45%	88,72%	87,75%	87,61%	87,83%	88,11%	88,48%	85,88%
		SP	95,40%	0,005	94,47%	95,62%	96,26%	95,54%	95,37%	95,52%	95,78%	94,60%
		LZ	96,65%	0,002	96,24%	96,88%	96,49%	96,91%	96,63%	96,81%	96,88%	96,33%
CLBP_S_M/C (16,2)	648	HW	94,08%	0,020	91,67%	92,50%	95,77%	95,52%	96,02%	95,98%	90,30%	94,85%
		NN	82,27%	0,046	76,69%	89,95%	81,96%	81,13%	81,16%	80,81%	90,11%	76,31%
		LN	68,20%	0,029	64,48%	68,46%	72,80%	66,75%	66,43%	72,80%	69,37%	64,50%
		CB	94,69%	0,003	94,08%	94,93%	94,61%	94,86%	94,74%	94,76%	95,07%	94,44%
		SP	97,37%	0,002	97,05%	97,50%	97,53%	97,37%	97,48%	97,46%	97,44%	97,15%
		LZ	97,82%	0,001	97,62%	97,93%	97,77%	97,96%	97,91%	97,91%	97,84%	97,60%
SLMP_M (24,3)	174	HW	92,10%	0,020	89,68%	90,13%	93,33%	93,66%	94,00%	93,39%	88,57%	94,04%
		NN	86,03%	0,019	89,43%	84,27%	84,53%	85,84%	84,84%	85,37%	84,61%	89,32%
		LN	73,28%	0,016	71,25%	73,24%	75,60%	72,20%	72,91%	76,11%	73,57%	71,33%
		CB	92,74%	0,003	92,08%	93,04%	93,11%	92,80%	92,81%	92,66%	93,11%	92,27%
		SP	95,18%	0,003	94,75%	95,20%	95,45%	95,23%	95,42%	95,22%	95,45%	94,69%
		LZ	95,73%	0,002	95,42%	95,85%	95,87%	95,86%	95,79%	95,67%	96,07%	95,27%
CLMP_M/C (24,3)	52	HW	87,31%	0,018	84,93%	83,36%	88,63%	88,42%	88,57%	87,96%	87,95%	88,63%
		NN	87,85%	0,002	87,80%	88,29%	87,96%	88,05%	87,79%	87,42%	87,84%	87,68%
		LN	84,74%	0,004	84,72%	84,99%	84,96%	84,38%	84,34%	85,31%	85,16%	84,05%
		CB	88,18%	0,003	88,20%	88,54%	88,24%	88,46%	87,88%	87,96%	88,44%	87,72%
		SP	88,50%	0,001	88,62%	88,60%	88,44%	88,61%	88,53%	88,45%	88,47%	88,29%
		LZ	87,75%	0,022	88,70%	88,74%	88,49%	88,97%	88,74%	88,36%	81,67%	88,36%
CLMP_S_M/C (24,3)	78	HW	95,27%	0,013	92,89%	93,04%	96,26%	96,37%	96,18%	96,08%	94,80%	96,52%
		NN	93,18%	0,009	94,71%	92,45%	92,31%	93,24%	93,24%	92,61%	92,05%	94,82%
		LN	94,02%	0,003	93,71%	94,11%	94,16%	93,66%	94,01%	94,41%	94,46%	93,63%
		CB	97,08%	0,001	97,16%	97,20%	96,97%	97,23%	97,08%	96,89%	97,03%	97,08%
		SP	97,40%	0,001	97,44%	97,61%	97,31%	97,50%	97,40%	97,27%	97,28%	97,38%
		LZ	97,37%	0,002	97,56%	97,62%	97,16%	97,56%	97,36%	97,20%	97,13%	97,34%

	Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°
CLMP_S/M (24,3)	676	HW	94,26%	0,016	93,02%	92,71%	95,42%	95,76%	95,25%	95,47%	90,96%	95,49%
		NN	94,84%	0,004	95,58%	94,43%	94,54%	94,70%	94,59%	94,74%	94,60%	95,56%
		LN	90,26%	0,008	89,36%	90,36%	91,26%	90,01%	89,93%	91,61%	90,52%	89,05%
		CB	96,22%	0,001	96,17%	96,46%	96,05%	96,24%	96,34%	96,29%	96,26%	95,98%
		SP	96,75%	0,002	96,82%	96,83%	96,50%	96,83%	97,12%	96,73%	96,88%	96,29%
		LZ	96,81%	0,002	96,91%	96,97%	96,68%	96,80%	97,13%	96,82%	96,72%	96,45%
CLMP_S/M/C (24,3)	1352	HW	95,43%	0,013	93,95%	94,39%	96,53%	96,95%	95,99%	96,18%	92,78%	96,64%
		NN	95,95%	0,003	96,66%	96,08%	96,08%	95,76%	95,58%	95,56%	95,76%	96,08%
		LN	90,77%	0,006	90,19%	91,00%	91,41%	90,24%	90,66%	91,90%	90,96%	89,82%
		CB	95,76%	0,002	95,96%	95,86%	95,96%	95,80%	95,75%	95,83%	95,79%	95,16%
		SP	96,66%	0,002	96,71%	96,69%	96,68%	96,80%	96,80%	96,79%	96,53%	96,27%
		LZ	96,85%	0,002	96,87%	96,93%	97,04%	96,88%	96,97%	97,03%	96,71%	96,37%
CLBP_M/C (24,3)	52	HW	85,00%	0,016	83,16%	81,21%	85,77%	85,81%	85,65%	85,70%	86,68%	85,99%
		NN	81,46%	0,029	77,76%	86,05%	79,96%	82,48%	82,00%	79,81%	86,04%	77,55%
		LN	76,67%	0,011	75,63%	76,74%	78,32%	76,34%	76,69%	78,13%	77,11%	74,36%
		CB	85,38%	0,003	85,22%	85,83%	85,04%	85,89%	85,26%	85,08%	85,64%	85,08%
		SP	87,69%	0,004	87,76%	87,74%	87,81%	88,16%	88,01%	87,44%	87,73%	86,83%
		LZ	88,37%	0,007	88,34%	88,18%	88,25%	88,55%	88,55%	87,71%	89,97%	87,40%
CLBP_S_M/C (24,3)	78	HW	89,02%	0,022	87,62%	86,44%	90,60%	90,85%	91,45%	90,63%	84,62%	89,92%
		NN	90,71%	0,014	89,87%	93,16%	89,64%	91,11%	90,75%	89,24%	92,90%	89,01%
		LN	64,82%	0,024	61,17%	65,82%	68,54%	63,48%	63,47%	68,57%	65,44%	62,06%
		CB	90,16%	0,005	89,09%	90,75%	90,16%	90,47%	90,03%	90,17%	90,96%	89,68%
		SP	95,08%	0,003	94,62%	95,36%	95,01%	95,28%	95,22%	95,07%	95,49%	94,59%
		LZ	96,07%	0,002	95,72%	96,30%	95,99%	96,16%	96,27%	96,11%	96,33%	95,69%
CLBP_S/M (24,3)	676	HW	89,02%	0,022	87,62%	86,44%	90,60%	90,85%	91,45%	90,63%	84,62%	89,92%
		NN	85,78%	0,020	84,17%	89,11%	83,77%	86,01%	86,40%	83,76%	89,05%	83,97%
		LN	70,84%	0,024	67,72%	71,50%	74,78%	69,04%	69,44%	74,49%	71,80%	67,98%
		CB	93,73%	0,003	93,26%	94,28%	94,12%	93,54%	93,60%	93,74%	94,02%	93,28%
		SP	96,84%	0,001	96,72%	96,99%	96,88%	96,85%	96,83%	96,81%	97,02%	96,62%
		LZ	97,21%	0,001	97,18%	97,33%	97,23%	97,30%	97,28%	97,18%	97,13%	97,08%
CLBP_S/M/C (24,3)	1352	HW	92,83%	0,016	91,27%	91,31%	94,48%	94,28%	94,14%	93,89%	89,71%	93,52%
		NN	92,08%	0,010	91,38%	94,06%	91,12%	92,28%	91,88%	91,10%	93,67%	91,14%
		LN	84,04%	0,017	81,68%	84,94%	86,64%	83,15%	82,58%	86,07%	85,07%	82,22%
		CB	96,36%	0,002	96,05%	96,62%	96,49%	96,48%	96,27%	96,24%	96,44%	96,25%
		SP	97,51%	0,001	97,24%	97,66%	97,49%	97,70%	97,50%	97,44%	97,59%	97,49%
		LZ	97,59%	0,001	97,48%	97,65%	97,66%	97,72%	97,69%	97,52%	97,49%	97,51%

APÊNDICE C – Acurácias médias obtidas pelos descritores avaliados no Experimento 3

70 x 70 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
SLMP_M (8,1)	211	HW	86,86%	0,019	85,46%	85,01%	85,97%	88,88%	89,60%	88,00%	83,46%	88,48%
		NN	44,78%	0,176	28,34%	74,57%	30,91%	44,80%	45,71%	30,78%	75,44%	27,69%
		LN	33,40%	0,022	31,00%	33,77%	37,36%	32,21%	31,78%	36,84%	33,47%	30,76%
		CB	69,84%	0,007	68,32%	70,09%	70,25%	69,33%	70,12%	70,32%	70,98%	69,28%
		SP	85,48%	0,010	83,74%	86,53%	84,95%	86,26%	86,03%	85,03%	87,10%	84,17%
		LZ	88,61%	0,011	86,98%	89,80%	88,13%	89,04%	89,18%	87,84%	90,42%	87,49%
CLMP_M/C (8,1)	20	HW	72,44%	0,016	71,69%	70,73%	73,69%	72,71%	73,00%	73,59%	69,28%	74,86%
		NN	66,07%	0,058	59,18%	74,84%	61,41%	68,34%	69,16%	61,81%	74,59%	59,23%
		LN	65,47%	0,005	64,61%	65,21%	66,12%	65,41%	65,90%	66,33%	65,20%	64,97%
		CB	73,10%	0,003	72,80%	73,09%	73,04%	73,57%	73,56%	73,25%	72,86%	72,61%
		SP	75,21%	0,003	75,35%	75,45%	74,80%	75,40%	75,70%	75,16%	75,33%	74,52%
		LZ	75,52%	0,005	75,91%	76,03%	75,09%	75,59%	76,11%	74,45%	75,95%	75,02%
CLMP_S_M/C (8,1)	30	HW	84,58%	0,011	82,92%	82,59%	85,68%	85,32%	85,15%	83,96%	84,88%	86,13%
		NN	75,73%	0,069	67,98%	85,69%	70,15%	79,08%	80,23%	69,91%	85,78%	66,99%
		LN	62,13%	0,011	60,95%	62,33%	63,98%	61,28%	60,99%	64,07%	62,27%	61,20%
		CB	77,78%	0,005	77,27%	78,71%	77,05%	77,72%	78,14%	77,78%	78,41%	77,13%
		SP	83,94%	0,005	83,69%	84,63%	83,64%	83,88%	84,32%	83,68%	84,72%	82,97%
		LZ	85,06%	0,005	85,01%	85,74%	84,53%	85,04%	85,52%	84,98%	85,49%	84,14%
CLMP_S/M (8,1)	100	HW	83,22%	0,018	81,29%	80,73%	84,73%	84,91%	84,79%	84,95%	80,22%	84,11%
		NN	40,29%	0,157	25,04%	67,51%	28,22%	40,69%	41,04%	27,44%	67,07%	25,32%
		LN	31,29%	0,017	30,41%	29,97%	34,24%	31,58%	30,48%	34,15%	29,00%	30,49%
		CB	61,71%	0,005	60,82%	61,88%	61,82%	61,74%	62,30%	61,55%	62,47%	61,12%
		SP	78,04%	0,008	76,72%	78,90%	77,96%	78,34%	78,70%	77,70%	79,27%	76,76%
		LZ	81,40%	0,007	80,48%	82,29%	81,11%	81,69%	81,86%	80,93%	82,56%	80,29%
CLMP_S/M/C (8,1)	200	HW	84,67%	0,016	83,26%	81,46%	84,92%	85,36%	86,14%	85,51%	83,61%	87,10%
		NN	53,03%	0,153	38,84%	78,89%	42,69%	54,71%	54,69%	41,64%	78,28%	34,47%
		LN	38,81%	0,014	37,39%	38,46%	41,50%	37,79%	38,41%	41,01%	38,18%	37,73%
		CB	65,90%	0,005	65,23%	66,65%	66,41%	65,62%	66,02%	65,77%	66,45%	65,01%
		SP	80,28%	0,005	79,19%	81,16%	80,44%	80,34%	80,54%	80,17%	80,77%	79,64%
		LZ	83,58%	0,007	82,09%	84,54%	83,39%	83,60%	84,10%	83,70%	84,18%	83,04%
CLBP_M/C (8,1)	20	HW	68,00%	0,009	66,48%	67,77%	68,56%	69,40%	68,97%	67,76%	66,66%	68,41%
		NN	60,74%	0,069	53,76%	72,11%	55,25%	63,26%	62,73%	54,46%	71,26%	53,12%
		LN	52,39%	0,010	51,86%	51,65%	53,93%	52,00%	51,31%	54,17%	52,60%	51,62%
		CB	64,02%	0,007	63,41%	65,29%	63,03%	64,48%	63,80%	63,65%	64,98%	63,49%
		SP	68,95%	0,013	68,45%	71,36%	67,59%	68,86%	68,87%	67,87%	70,87%	67,74%
		LZ	70,24%	0,014	69,53%	73,12%	69,04%	70,03%	70,00%	68,76%	72,12%	69,30%

70 x 70 pixels											
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°
CLBP_S_M/C (8,1)	30	HW	79,46%	0,01	77,93%	78,41%	79,86%	80,55%	80,31%	80,16%	80,33%
		NN	54,52%	0,141	65,89%	64,84%	69,31%	63,64%	29,74%	64,48%	44,44%
		LN	30,81%	0,015	29,74%	30,60%	33,55%	29,62%	29,10%	33,40%	29,96%
		CB	58,75%	0,008	59,56%	59,58%	58,00%	57,68%	57,66%	58,12%	59,87%
		SP	73,78%	0,013	74,37%	75,98%	72,66%	73,14%	72,21%	72,32%	75,48%
		LZ	77,63%	0,013	78,34%	80,08%	76,30%	76,99%	76,17%	76,20%	77,68%
CLBP_S/M (8,1)	100	HW	78,48%	0,017	76,31%	77,43%	77,84%	80,85%	81,07%	79,44%	75,86%
		NN	79,45%	0,013	78,35%	82,00%	78,76%	79,67%	78,84%	78,57%	81,41%
		LN	24,49%	0,009	23,91%	23,64%	25,84%	25,64%	24,20%	25,45%	23,25%
		CB	54,60%	0,005	54,60%	55,04%	53,89%	54,99%	54,78%	53,76%	55,27%
		SP	72,99%	0,014	72,12%	74,85%	71,71%	73,35%	72,87%	71,72%	75,65%
		LZ	77,70%	0,015	76,53%	79,90%	76,72%	78,21%	77,72%	76,21%	80,42%
CLBP_S/M/C (8,1)	200	HW	88,20%	0,019	86,25%	85,73%	89,79%	90,22%	89,39%	89,41%	84,91%
		NN	76,41%	0,020	75,03%	80,18%	74,63%	76,61%	76,37%	74,41%	79,60%
		LN	41,58%	0,020	40,30%	40,55%	45,15%	40,91%	40,03%	45,17%	40,25%
		CB	71,31%	0,003	71,00%	71,65%	71,39%	71,01%	70,98%	71,55%	71,81%
		SP	83,18%	0,005	82,88%	84,12%	82,62%	83,22%	82,92%	83,43%	83,88%
		LZ	85,91%	0,006	85,40%	86,76%	85,52%	86,04%	85,72%	85,80%	87,01%
SLMP_M (16,2)	229	HW	80,55%	0,021	78,32%	78,56%	79,68%	83,14%	84,28%	81,62%	77,67%
		NN	68,62%	0,031	65,80%	73,41%	70,19%	66,16%	65,79%	68,74%	73,79%
		LN	60,56%	0,017	58,57%	59,59%	63,41%	60,14%	60,42%	63,50%	60,00%
		CB	82,26%	0,006	81,03%	82,63%	82,15%	82,60%	82,62%	82,61%	82,97%
		SP	85,94%	0,006	85,09%	86,61%	85,46%	86,57%	86,27%	86,00%	86,56%
		LZ	86,49%	0,006	85,45%	87,28%	86,29%	87,15%	86,78%	86,31%	87,08%
CLMP_M/C (16,2)	36	HW	74,21%	0,015	72,13%	71,53%	75,78%	74,51%	75,73%	75,29%	73,37%
		NN	74,40%	0,005	73,80%	75,21%	74,81%	74,06%	74,62%	73,90%	74,93%
		LN	70,18%	0,006	69,36%	70,88%	70,76%	69,98%	70,29%	71,02%	69,86%
		CB	74,79%	0,004	74,85%	75,25%	74,10%	74,40%	75,12%	75,05%	74,22%
		SP	75,77%	0,003	76,00%	76,11%	75,64%	75,84%	75,90%	75,80%	75,11%
		LZ	75,92%	0,004	76,42%	76,30%	75,38%	76,13%	76,29%	75,75%	75,29%
CLMP_S_M/C (16,2)	54	HW	84,97%	0,016	82,40%	82,33%	86,49%	86,38%	86,34%	85,57%	84,15%
		NN	78,04%	0,018	76,73%	80,86%	79,46%	76,72%	75,91%	77,67%	80,69%
		LN	77,58%	0,011	75,88%	77,96%	79,06%	77,15%	77,24%	79,40%	77,57%
		CB	87,72%	0,002	87,21%	87,77%	88,12%	87,83%	87,54%	87,94%	87,53%
		SP	88,73%	0,002	88,46%	88,92%	89,03%	88,90%	88,38%	88,90%	88,52%
		LZ	88,59%	0,002	88,35%	88,85%	88,84%	88,82%	88,26%	88,66%	88,36%

70 x 70 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLMP_S/M (16,2)	324	HW	83,63%	0,021	81,10%	81,62%	85,40%	86,07%	85,19%	85,14%	79,72%	84,82%
		NN	77,96%	0,023	75,61%	81,40%	79,36%	76,18%	76,21%	77,52%	82,04%	75,37%
		LN	68,53%	0,017	66,15%	69,37%	70,82%	66,71%	68,03%	71,44%	68,57%	67,13%
		CB	84,18%	0,004	83,28%	84,63%	83,86%	84,29%	84,40%	84,33%	84,76%	83,88%
		SP	86,92%	0,003	86,24%	87,42%	86,72%	87,08%	87,11%	86,92%	87,04%	86,86%
		LZ	87,53%	0,003	87,12%	87,85%	87,44%	87,54%	88,01%	87,32%	87,70%	87,28%
CLMP_S/M/C (16,2)	648	HW	82,10%	0,016	79,67%	80,06%	83,16%	84,07%	83,99%	82,47%	80,38%	82,98%
		NN	78,11%	0,019	76,17%	81,33%	78,67%	77,42%	77,31%	77,03%	81,26%	75,66%
		LN	69,66%	0,013	67,40%	70,08%	71,04%	69,33%	69,29%	72,03%	70,01%	68,09%
		CB	82,77%	0,004	81,86%	83,32%	82,63%	83,05%	83,20%	82,53%	82,90%	82,66%
		SP	84,82%	0,005	83,88%	85,30%	85,03%	84,80%	85,46%	84,90%	84,94%	84,24%
		LZ	85,36%	0,004	84,41%	85,98%	85,49%	85,64%	85,58%	85,43%	85,22%	85,16%
CLBP_M/C (16,2)	36	HW	72,72%	0,012	70,91%	70,28%	73,83%	73,09%	73,68%	73,54%	72,81%	73,61%
		NN	67,80%	0,033	63,47%	73,29%	67,19%	68,72%	68,15%	65,72%	72,66%	63,16%
		LN	63,63%	0,007	62,78%	63,19%	64,74%	64,05%	63,57%	64,80%	63,04%	62,88%
		CB	71,51%	0,004	70,77%	71,44%	72,29%	72,01%	71,86%	71,08%	71,25%	71,39%
		SP	73,82%	0,004	73,04%	73,96%	74,26%	74,50%	74,19%	73,48%	73,64%	73,45%
		LZ	74,41%	0,004	73,99%	74,43%	74,90%	75,04%	74,84%	73,93%	74,35%	73,83%
CLBP_S_M/C (16,2)	54	HW	81,91%	0,019	79,29%	79,57%	83,71%	83,11%	84,19%	83,56%	79,42%	82,44%
		NN	42,79%	0,131	44,31%	32,68%	64,91%	29,26%	44,31%	32,68%	64,91%	29,26%
		LN	50,09%	0,020	47,08%	50,12%	53,48%	49,36%	49,04%	53,27%	49,95%	48,38%
		CB	77,75%	0,008	75,78%	78,36%	77,64%	78,22%	77,70%	78,26%	78,49%	77,54%
		SP	85,09%	0,005	84,25%	85,75%	84,79%	85,34%	84,80%	85,61%	85,50%	84,66%
		LZ	86,61%	0,003	86,38%	87,11%	86,50%	86,87%	86,11%	86,84%	86,87%	86,22%
CLBP_S/M (16,2)	324	HW	81,42%	0,027	80,70%	78,25%	82,59%	83,74%	83,53%	83,68%	75,67%	83,23%
		NN	27,88%	0,161	14,05%	56,56%	16,07%	25,46%	25,84%	15,56%	56,30%	13,22%
		LN	48,09%	0,028	43,63%	48,28%	51,99%	47,09%	46,97%	52,78%	49,17%	44,77%
		CB	81,34%	0,011	78,86%	82,33%	81,18%	81,76%	81,75%	81,66%	82,85%	80,34%
		SP	88,28%	0,006	87,09%	89,05%	87,94%	88,72%	88,22%	88,63%	89,03%	87,52%
		LZ	89,57%	0,005	88,76%	90,03%	89,30%	90,18%	89,57%	89,57%	90,15%	88,96%
CLBP_S/M/C (16,2)	648	HW	86,56%	0,019	84,89%	84,64%	88,20%	88,09%	88,15%	88,31%	82,59%	87,59%
		NN	46,72%	0,165	31,81%	75,37%	35,25%	45,46%	45,68%	33,81%	75,71%	30,63%
		LN	64,51%	0,025	60,84%	64,24%	68,28%	63,39%	63,37%	68,48%	65,82%	61,62%
		CB	87,46%	0,005	86,41%	87,81%	87,34%	87,70%	87,57%	87,49%	88,43%	86,95%
		SP	90,74%	0,003	90,24%	91,16%	90,46%	90,88%	90,83%	91,12%	91,03%	90,19%
		LZ	91,38%	0,002	91,23%	91,72%	91,17%	91,57%	91,32%	91,60%	91,51%	90,88%

70 x 70 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
SLMP_M (24,3)	174	HW	78,16%	0,018	75,56%	76,42%	79,58%	79,65%	79,95%	79,24%	75,09%	79,81%
		NN	73,42%	0,011	75,44%	72,50%	72,53%	73,15%	72,59%	72,92%	72,73%	75,50%
		LN	65,89%	0,012	64,32%	66,08%	67,85%	64,36%	65,52%	67,69%	66,08%	65,25%
		CB	79,28%	0,004	78,30%	79,72%	79,40%	79,36%	79,30%	79,50%	79,48%	79,16%
		SP	80,95%	0,004	80,03%	81,26%	81,44%	81,01%	81,02%	81,15%	80,72%	81,00%
		LZ	81,31%	0,004	80,47%	81,59%	81,67%	81,44%	81,41%	81,67%	81,05%	81,20%
CLMP_M/C (24,3)	52	HW	69,93%	0,012	68,27%	67,42%	71,06%	69,88%	71,14%	70,71%	70,14%	70,79%
		NN	69,90%	0,004	69,26%	70,61%	69,52%	69,82%	69,84%	70,06%	70,42%	69,63%
		LN	67,36%	0,005	66,30%	67,60%	67,50%	67,36%	67,14%	68,24%	67,85%	66,88%
		CB	70,50%	0,004	69,62%	70,84%	70,44%	70,79%	70,41%	70,71%	70,33%	70,86%
		SP	70,87%	0,003	70,35%	71,44%	70,88%	71,14%	70,60%	71,07%	70,41%	71,06%
		LZ	71,07%	0,004	70,63%	71,69%	71,15%	71,16%	70,72%	71,41%	70,52%	71,27%
CLMP_S_M/C (24,3)	78	HW	83,27%	0,014	81,77%	81,19%	85,12%	84,04%	84,44%	83,73%	81,28%	84,62%
		NN	81,38%	0,005	82,22%	81,21%	81,00%	81,21%	81,30%	80,97%	80,80%	82,33%
		LN	81,99%	0,005	80,90%	82,10%	82,30%	81,48%	82,02%	82,68%	82,56%	81,87%
		CB	85,48%	0,002	85,16%	85,65%	85,53%	85,52%	85,28%	85,45%	85,46%	85,81%
		SP	85,79%	0,002	85,53%	86,11%	85,66%	85,64%	85,81%	85,98%	85,68%	85,94%
		LZ	85,68%	0,003	85,36%	86,22%	85,65%	85,52%	85,41%	85,87%	85,43%	85,96%
CLMP_S/M (24,3)	676	HW	80,94%	0,012	79,57%	79,82%	81,80%	82,24%	81,50%	81,79%	78,65%	82,16%
		NN	81,18%	0,004	81,26%	81,40%	80,59%	80,89%	81,45%	80,75%	80,93%	82,16%
		LN	77,83%	0,006	76,82%	78,32%	78,24%	77,24%	77,63%	78,88%	78,25%	77,22%
		CB	82,42%	0,003	81,95%	82,35%	82,05%	82,53%	82,66%	82,36%	82,71%	82,73%
		SP	83,16%	0,003	82,95%	82,96%	83,00%	83,02%	83,63%	82,89%	83,21%	83,60%
		LZ	82,85%	0,003	82,46%	82,96%	82,52%	82,88%	83,48%	82,45%	82,82%	83,22%
CLMP_S/M/C (24,3)	1352	HW	78,97%	0,011	78,11%	77,47%	80,08%	80,00%	80,22%	79,10%	77,21%	79,59%
		NN	78,95%	0,004	79,32%	78,85%	79,35%	78,42%	78,52%	78,66%	78,70%	79,74%
		LN	75,24%	0,004	74,57%	75,57%	75,71%	74,90%	75,46%	75,80%	75,20%	74,72%
		CB	79,29%	0,002	79,14%	79,17%	79,01%	79,29%	79,53%	79,34%	79,55%	79,25%
		SP	80,25%	0,003	80,19%	80,29%	79,89%	79,92%	80,48%	80,42%	79,85%	80,92%
		LZ	80,29%	0,003	80,18%	80,17%	79,82%	80,52%	80,60%	80,76%	79,93%	80,35%
CLBP_M/C (24,3)	52	HW	69,19%	0,008	68,86%	67,06%	69,64%	69,28%	69,92%	69,48%	69,52%	69,76%
		NN	66,29%	0,019	64,46%	69,65%	66,08%	66,45%	65,89%	64,84%	69,31%	63,64%
		LN	56,99%	0,203	63,93%	65,19%	66,27%	64,99%	65,34%	65,,70%	65,30%	64,89%
		CB	70,51%	0,004	69,70%	70,48%	70,60%	71,28%	70,78%	70,27%	70,42%	70,57%
		SP	71,84%	0,002	71,52%	71,82%	71,94%	72,14%	72,10%	71,56%	71,79%	71,87%
		LZ	72,07%	0,003	71,58%	72,37%	72,34%	72,36%	72,22%	71,79%	71,66%	72,25%

70 x 70 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLBP_S_M/C (24,3)	78	HW	80,17%	0,017	78,62%	78,57%	81,99%	81,13%	82,35%	81,21%	77,09%	80,38%
		NN	72,24%	0,053	65,63%	80,77%	71,40%	72,19%	72,10%	69,67%	81,04%	65,09%
		LN	61,24%	0,023	58,03%	62,10%	64,63%	59,83%	59,73%	64,83%	61,95%	58,85%
		CB	81,81%	0,007	80,56%	82,94%	81,74%	81,83%	81,35%	81,64%	82,77%	81,67%
		SP	85,60%	0,004	85,03%	86,15%	85,40%	85,58%	85,38%	85,68%	86,21%	85,36%
		LZ	86,27%	0,002	85,98%	86,64%	86,35%	86,49%	86,15%	86,27%	86,44%	85,82%
CLBP_S/M (24,3)	676	HW	79,71%	0,021	78,88%	77,33%	81,56%	81,43%	81,32%	81,19%	75,00%	80,97%
		NN	63,71%	0,069	55,47%	74,96%	61,99%	63,05%	63,17%	60,72%	75,60%	54,69%
		LN	67,23%	0,022	64,23%	68,01%	70,20%	65,95%	66,24%	70,96%	67,93%	64,35%
		CB	85,59%	0,005	84,59%	86,03%	85,58%	85,55%	85,36%	85,99%	86,32%	85,27%
		SP	87,94%	0,002	87,56%	88,10%	87,86%	88,00%	87,84%	88,06%	88,39%	87,70%
		LZ	88,05%	0,002	87,55%	88,20%	87,80%	88,24%	87,92%	88,20%	88,35%	88,17%
CLBP_S/M/C (24,3)	1352	HW	82,48%	0,015	81,39%	81,39%	84,09%	83,80%	83,44%	83,42%	79,16%	83,16%
		NN	75,57%	0,041	71,01%	82,65%	75,31%	74,58%	74,68%	73,61%	82,52%	70,19%
		LN	77,95%	0,014	75,94%	78,85%	79,85%	76,86%	77,12%	79,78%	79,00%	76,21%
		CB	87,37%	0,003	86,71%	87,80%	87,33%	87,45%	87,38%	87,30%	87,88%	87,12%
		SP	88,29%	0,002	88,15%	88,60%	88,07%	88,20%	88,19%	88,18%	88,57%	88,39%
		LZ	88,13%	0,002	88,11%	88,49%	88,01%	88,05%	87,88%	87,84%	88,39%	88,30%

90 x 90 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
SLMP_M (8,1)	211	HW	89,52%	0,018	88,09%	87,64%	88,52%	91,53%	92,06%	90,44%	86,65%	91,21%
		NN	73,52%	0,009	72,24%	74,08%	74,16%	73,20%	73,78%	73,76%	74,87%	72,06%
		LN	34,94%	0,025	32,32%	35,14%	39,47%	33,44%	33,30%	38,92%	34,94%	32,00%
		CB	73,52%	0,009	72,24%	74,08%	74,16%	73,20%	73,78%	73,76%	74,87%	72,06%
		SP	89,34%	0,011	87,61%	90,22%	89,36%	89,98%	89,56%	88,94%	91,17%	87,84%
		LZ	92,19%	0,010	90,63%	93,13%	91,92%	92,98%	92,77%	91,65%	93,69%	90,72%
CLMP_M/C (8,1)	20	HW	79,87%	0,031	80,31%	78,03%	81,02%	81,38%	81,84%	81,73%	71,89%	82,77%
		NN	80,12%	0,003	80,19%	80,42%	80,08%	79,77%	80,11%	80,44%	80,59%	79,38%
		LN	70,86%	0,007	69,87%	70,80%	71,93%	70,76%	70,73%	72,04%	70,73%	70,01%
		CB	80,12%	0,003	80,19%	80,42%	80,08%	79,77%	80,11%	80,44%	80,59%	79,38%
		SP	83,29%	0,003	83,22%	82,97%	83,03%	83,62%	83,64%	83,32%	83,80%	82,72%
		LZ	84,05%	0,003	83,81%	83,87%	83,60%	84,19%	83,90%	84,13%	84,43%	84,48%
CLMP_S_M/C (8,1)	30	HW	89,94%	0,012	88,25%	87,93%	90,40%	90,73%	90,86%	89,64%	89,91%	91,83%
		NN	83,59%	0,009	83,11%	85,20%	82,65%	83,65%	83,13%	84,07%	84,59%	82,28%
		LN	66,36%	0,014	64,86%	67,16%	67,86%	65,13%	65,05%	68,77%	67,04%	64,98%
		CB	83,59%	0,009	83,11%	85,20%	82,65%	83,65%	83,13%	84,07%	84,59%	82,28%
		SP	90,31%	0,006	90,04%	91,35%	89,98%	90,33%	90,16%	90,24%	91,15%	89,24%
		LZ	91,18%	0,006	91,04%	92,17%	90,81%	91,29%	91,12%	91,06%	91,99%	89,94%
CLMP_S/M (8,1)	100	HW	88,07%	0,018	86,70%	85,28%	89,47%	89,65%	89,55%	89,87%	85,15%	88,85%
		NN	66,41%	0,006	65,53%	66,67%	66,65%	66,56%	66,44%	66,68%	67,30%	65,44%
		LN	32,71%	0,019	31,78%	31,58%	35,96%	32,60%	31,40%	35,96%	30,35%	32,06%
		CB	66,41%	0,006	65,53%	66,67%	66,65%	66,56%	66,44%	66,68%	67,30%	65,44%
		SP	83,76%	0,008	82,56%	84,36%	83,75%	84,06%	84,24%	83,94%	85,00%	82,18%
		LZ	87,07%	0,007	86,03%	87,85%	86,68%	87,28%	87,52%	87,16%	88,22%	85,80%
CLMP_S/M/C (8,1)	200	HW	89,96%	0,017	88,56%	86,30%	90,36%	90,89%	91,72%	91,09%	89,01%	91,75%
		NN	72,79%	0,008	71,37%	74,04%	73,34%	72,84%	72,80%	72,76%	73,70%	71,48%
		LN	41,53%	0,016	39,76%	41,46%	44,56%	40,62%	40,57%	43,97%	41,59%	39,68%
		CB	72,79%	0,008	71,37%	74,04%	73,34%	72,84%	72,80%	72,76%	73,70%	71,48%
		SP	87,87%	0,007	86,87%	88,86%	87,76%	88,42%	87,68%	87,74%	88,92%	86,74%
		LZ	90,57%	0,006	89,74%	91,28%	90,18%	90,99%	90,74%	90,31%	91,46%	89,88%
CLBP_M/C (8,1)	20	HW	74,21%	0,010	73,07%	73,89%	74,60%	75,67%	75,07%	73,46%	72,45%	75,48%
		NN	69,36%	0,010	69,22%	71,07%	67,94%	69,09%	69,11%	68,78%	71,26%	68,43%
		LN	56,06%	0,012	55,52%	55,86%	57,59%	55,12%	54,76%	58,26%	56,71%	54,63%
		CB	69,36%	0,010	69,22%	71,07%	67,94%	69,09%	69,11%	68,78%	71,26%	68,43%
		SP	74,74%	0,014	74,25%	77,26%	73,68%	74,59%	74,24%	73,64%	77,16%	73,06%
		LZ	76,40%	0,015	75,75%	79,00%	75,14%	75,89%	76,25%	75,40%	78,96%	74,78%

90 x 90 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLBP_S_M/C (8,1)	30	HW	84,01%	0,012	82,23%	83,19%	84,32%	85,51%	84,88%	84,20%	82,00%	85,73%
		NN	60,58%	0,014	61,64%	62,38%	59,23%	58,47%	59,34%	60,11%	62,60%	60,85%
		LN	31,47%	0,015	30,24%	31,69%	34,04%	30,14%	29,71%	33,70%	31,89%	30,32%
		CB	60,58%	0,014	61,64%	62,38%	59,23%	58,47%	59,34%	60,11%	62,60%	60,85%
		SP	77,58%	0,013	77,94%	79,95%	76,36%	76,62%	76,33%	76,42%	79,65%	77,33%
		LZ	81,98%	0,015	82,52%	84,62%	80,45%	80,70%	80,65%	80,66%	84,36%	81,84%
CLBP_S/M (8,1)	100	HW	82,40%	0,019	80,28%	81,38%	81,88%	84,53%	85,43%	83,43%	79,22%	83,05%
		NN	55,21%	0,006	55,04%	56,27%	54,82%	55,40%	55,08%	54,42%	56,10%	54,57%
		LN	24,13%	0,011	23,00%	23,24%	25,89%	25,00%	23,93%	25,64%	22,82%	23,51%
		CB	55,21%	0,006	55,04%	56,27%	54,82%	55,40%	55,08%	54,42%	56,10%	54,57%
		SP	76,46%	0,017	74,78%	79,24%	75,92%	76,90%	76,90%	75,04%	79,01%	73,91%
		LZ	81,67%	0,015	79,95%	83,89%	80,70%	82,47%	82,35%	80,39%	84,03%	79,61%
CLBP_S/M/C (8,1)	200	HW	92,43%	0,020	90,20%	90,06%	94,07%	94,48%	93,92%	93,49%	89,13%	94,11%
		NN	74,70%	0,006	74,12%	75,66%	74,85%	74,90%	74,36%	74,77%	75,50%	73,42%
		LN	42,05%	0,022	40,08%	40,91%	46,51%	41,35%	41,12%	45,44%	40,69%	40,27%
		CB	74,70%	0,006	74,12%	75,66%	74,85%	74,90%	74,36%	74,77%	75,50%	73,42%
		SP	88,44%	0,008	87,40%	89,47%	88,66%	88,99%	88,34%	88,45%	89,30%	86,92%
		LZ	91,13%	0,007	90,40%	91,84%	91,28%	91,32%	91,01%	91,14%	92,24%	89,80%
SLMP_M (16,2)	229	HW	86,32%	0,021	83,62%	83,92%	85,91%	88,87%	90,18%	87,48%	84,12%	86,48%
		NN	88,60%	0,006	87,53%	88,92%	88,13%	88,86%	88,82%	89,07%	89,65%	87,79%
		LN	64,15%	0,019	61,32%	63,52%	67,00%	63,32%	64,41%	67,52%	63,92%	62,21%
		CB	88,60%	0,006	87,53%	88,92%	88,13%	88,86%	88,82%	89,07%	89,65%	87,79%
		SP	92,23%	0,006	91,25%	92,58%	91,68%	92,72%	92,73%	92,44%	93,00%	91,43%
		LZ	92,57%	0,007	91,41%	93,13%	92,24%	93,33%	93,08%	92,55%	93,38%	91,45%
CLMP_M/C (16,2)	36	HW	82,29%	0,016	80,16%	79,03%	83,16%	82,95%	83,39%	83,52%	82,14%	84,00%
		NN	83,33%	0,003	82,95%	83,50%	83,19%	83,29%	83,29%	84,00%	83,58%	82,87%
		LN	77,15%	0,008	76,13%	77,96%	77,69%	76,25%	76,51%	78,66%	77,68%	76,33%
		CB	83,33%	0,003	82,95%	83,50%	83,19%	83,29%	83,29%	84,00%	83,58%	82,87%
		SP	84,03%	0,005	83,86%	84,28%	84,14%	84,51%	82,80%	84,54%	84,54%	83,53%
		LZ	84,31%	0,003	84,54%	84,22%	84,36%	84,36%	84,43%	84,53%	84,54%	83,51%
CLMP_S_M/C (16,2)	54	HW	90,26%	0,017	87,49%	87,01%	91,21%	91,92%	91,59%	91,20%	89,86%	91,76%
		NN	93,13%	0,003	92,93%	93,36%	92,76%	92,92%	92,90%	93,48%	93,52%	93,18%
		LN	82,33%	0,012	80,74%	82,68%	83,67%	81,40%	81,34%	84,64%	82,97%	81,19%
		CB	93,13%	0,003	92,93%	93,36%	92,76%	92,92%	92,90%	93,48%	93,52%	93,18%
		SP	94,14%	0,002	94,32%	94,39%	93,88%	94,00%	93,66%	94,36%	94,32%	94,16%
		LZ	94,08%	0,002	94,18%	94,24%	94,00%	94,01%	93,69%	94,17%	94,16%	94,21%

90 x 90 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLMP_S/M (16,2)	324	HW	89,70%	0,021	86,93%	87,28%	90,70%	92,13%	91,98%	91,27%	86,36%	90,92%
		NN	91,20%	0,003	90,59%	91,40%	91,11%	91,09%	91,14%	91,49%	91,84%	90,93%
		LN	63,78%	0,228	70,79%	73,69%	75,,68%	71,36%	71,97%	76,78%	74,33%	71,33%
		CB	91,20%	0,003	90,59%	91,40%	91,11%	91,09%	91,14%	91,49%	91,84%	90,93%
		SP	93,55%	0,003	93,21%	93,69%	93,27%	93,76%	93,73%	94,00%	93,82%	92,93%
		LZ	93,94%	0,003	93,49%	94,11%	93,86%	93,91%	93,98%	94,29%	94,32%	93,56%
CLMP_S/M/C (16,2)	648	HW	89,52%	0,019	86,66%	87,16%	90,64%	91,75%	91,72%	90,72%	87,36%	90,17%
		NN	90,91%	0,005	90,01%	91,43%	90,76%	91,12%	91,04%	90,83%	91,72%	90,37%
		LN	77,25%	0,016	75,29%	77,90%	79,40%	76,48%	76,48%	79,71%	77,94%	74,79%
		CB	90,91%	0,005	90,01%	91,43%	90,76%	91,12%	91,04%	90,83%	91,72%	90,37%
		SP	92,47%	0,006	91,34%	93,29%	92,45%	92,65%	92,69%	92,58%	93,13%	91,59%
		LZ	92,65%	0,005	91,79%	93,29%	92,52%	92,97%	92,87%	92,48%	93,34%	91,94%
CLBP_M/C (16,2)	36	HW	79,64%	0,015	77,09%	76,89%	80,25%	80,64%	80,85%	80,61%	79,95%	80,82%
		NN	78,32%	0,005	77,91%	78,12%	78,64%	78,91%	78,93%	78,03%	78,53%	77,50%
		LN	69,03%	0,009	67,75%	68,87%	70,36%	69,39%	68,84%	70,69%	68,56%	67,80%
		CB	78,32%	0,005	77,91%	78,12%	78,64%	78,91%	78,93%	78,03%	78,53%	77,50%
		SP	80,50%	0,005	80,06%	80,36%	80,72%	81,00%	80,86%	80,36%	81,12%	79,52%
		LZ	80,99%	0,005	80,54%	81,04%	81,15%	81,35%	81,39%	81,19%	81,52%	79,70%
CLBP_S_M/C (16,2)	54	HW	86,90%	0,017	84,25%	84,61%	87,87%	88,44%	89,23%	88,34%	85,28%	87,20%
		NN	81,71%	0,009	79,88%	82,56%	81,68%	82,09%	81,60%	82,11%	83,05%	80,74%
		LN	51,29%	0,022	48,15%	51,14%	55,31%	50,37%	50,30%	54,59%	51,70%	48,72%
		CB	81,71%	0,009	79,88%	82,56%	81,68%	82,09%	81,60%	82,11%	83,05%	80,74%
		SP	89,49%	0,004	88,69%	89,80%	89,14%	89,77%	89,37%	89,90%	90,19%	89,05%
		LZ	90,96%	0,004	90,73%	90,73%	91,34%	90,77%	90,86%	91,49%	91,41%	90,36%
CLBP_S/M (16,2)	324	HW	85,71%	0,027	84,31%	82,96%	87,04%	88,11%	88,20%	88,14%	79,86%	87,05%
		NN	85,40%	0,012	83,16%	86,75%	85,40%	86,04%	85,61%	85,54%	87,01%	83,72%
		LN	47,41%	0,028	43,15%	47,68%	51,77%	46,60%	46,28%	51,77%	48,08%	43,91%
		CB	85,40%	0,012	83,16%	86,75%	85,40%	86,04%	85,61%	85,54%	87,01%	83,72%
		SP	92,57%	0,005	91,60%	92,84%	92,47%	93,07%	92,73%	92,91%	93,14%	91,83%
		LZ	93,89%	0,005	93,06%	94,25%	93,89%	94,68%	93,89%	94,12%	94,19%	93,04%
CLBP_S/M/C (16,2)	648	HW	91,35%	0,020	88,77%	89,92%	93,16%	92,96%	93,12%	93,18%	87,51%	92,20%
		NN	91,74%	0,006	90,52%	92,06%	91,44%	92,20%	91,79%	92,28%	92,68%	90,93%
		LN	65,98%	0,028	61,99%	66,20%	69,74%	64,90%	65,00%	70,46%	67,41%	62,14%
		CB	91,74%	0,006	90,52%	92,06%	91,44%	92,20%	91,79%	92,28%	92,68%	90,93%
		SP	94,96%	0,003	94,50%	95,16%	94,84%	95,27%	94,96%	95,14%	95,31%	94,49%
		LZ	95,55%	0,002	95,40%	95,78%	95,42%	95,80%	95,51%	95,64%	95,72%	95,10%

90 x 90 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
SLMP_M (24,3)	174	HW	86,02%	0,020	83,44%	83,81%	87,24%	87,80%	87,85%	87,84%	82,54%	87,64%
		NN	87,28%	0,004	86,99%	87,87%	87,58%	87,33%	86,76%	87,61%	87,58%	86,50%
		LN	71,35%	0,015	69,17%	71,89%	73,78%	70,23%	70,98%	73,84%	71,25%	69,68%
		CB	87,28%	0,004	86,99%	87,87%	87,58%	87,33%	86,76%	87,61%	87,58%	86,50%
		SP	89,20%	0,003	88,89%	89,70%	89,35%	88,99%	89,04%	89,52%	89,41%	88,66%
		LZ	89,57%	0,003	89,36%	90,02%	89,75%	89,30%	89,28%	89,92%	89,73%	89,22%
CLMP_M/C (24,3)	52	HW	78,88%	0,015	77,00%	75,66%	79,76%	79,43%	79,81%	79,89%	79,13%	80,39%
		NN	79,87%	0,003	79,73%	79,76%	79,84%	79,84%	79,97%	80,28%	80,20%	79,36%
		LN	76,78%	0,006	76,34%	77,16%	76,88%	76,58%	76,29%	77,53%	77,71%	75,72%
		CB	79,87%	0,003	79,73%	79,76%	79,84%	79,84%	79,97%	80,28%	80,20%	79,36%
		SP	80,11%	0,004	79,97%	80,02%	79,47%	80,21%	80,36%	80,61%	80,60%	79,60%
		LZ	80,15%	0,003	80,02%	80,01%	79,72%	80,19%	80,43%	80,78%	80,46%	79,60%
CLMP_S_M/C (24,3)	78	HW	90,28%	0,014	88,00%	88,23%	91,55%	91,20%	91,11%	91,02%	89,21%	91,91%
		NN	92,57%	0,002	92,78%	92,53%	92,32%	92,33%	92,42%	92,84%	92,88%	92,44%
		LN	88,80%	0,005	88,32%	89,22%	89,04%	88,34%	88,06%	89,76%	89,36%	88,31%
		CB	92,57%	0,002	92,78%	92,53%	92,32%	92,33%	92,42%	92,84%	92,88%	92,44%
		SP	92,88%	0,002	92,90%	92,83%	92,63%	92,92%	92,68%	93,28%	93,00%	92,80%
		LZ	92,84%	0,001	92,87%	92,83%	92,76%	92,66%	92,59%	93,02%	93,07%	92,90%
CLMP_S/M (24,3)	676	HW	89,21%	0,015	87,60%	87,85%	90,45%	90,33%	90,16%	90,47%	86,28%	90,55%
		NN	90,82%	0,004	90,24%	91,11%	90,15%	91,02%	91,02%	91,20%	91,32%	90,53%
		LN	85,12%	0,008	84,06%	85,27%	86,06%	84,15%	84,81%	86,72%	85,30%	84,59%
		CB	90,82%	0,004	90,24%	91,11%	90,15%	91,02%	91,02%	91,20%	91,32%	90,53%
		SP	91,39%	0,003	91,31%	91,80%	91,04%	90,97%	91,44%	91,56%	91,88%	91,13%
		LZ	91,33%	0,002	91,32%	91,46%	91,13%	90,99%	91,67%	91,29%	91,55%	91,19%
CLMP_S/M/C (24,3)	1352	HW	89,43%	0,012	88,16%	87,66%	90,74%	90,41%	90,04%	90,40%	87,54%	90,48%
		NN	89,13%	0,002	88,82%	89,08%	89,04%	89,21%	89,36%	89,36%	89,41%	88,72%
		LN	84,16%	0,006	83,21%	84,14%	84,81%	83,13%	84,78%	84,95%	84,48%	83,79%
		CB	89,13%	0,002	88,82%	89,08%	89,04%	89,21%	89,36%	89,36%	89,41%	88,72%
		SP	90,04%	0,002	89,83%	90,16%	89,71%	89,97%	90,25%	90,21%	90,40%	89,80%
		LZ	90,36%	0,003	90,22%	90,54%	89,97%	90,48%	90,61%	90,72%	90,43%	89,93%
CLBP_M/C (24,3)	52	HW	76,87%	0,012	75,70%	74,10%	77,65%	77,73%	77,82%	77,38%	76,76%	77,79%
		NN	77,88%	0,002	77,74%	77,88%	77,59%	78,08%	77,81%	78,20%	78,15%	77,55%
		LN	71,24%	0,007	70,40%	71,11%	72,42%	71,34%	70,68%	72,51%	71,23%	70,26%
		CB	77,88%	0,002	77,74%	77,88%	77,59%	78,08%	77,81%	78,20%	78,15%	77,55%
		SP	79,64%	0,002	79,49%	79,76%	79,54%	80,00%	79,39%	79,80%	79,77%	79,33%
		LZ	80,00%	0,003	79,82%	80,16%	79,61%	80,38%	79,79%	80,33%	80,21%	79,68%

90 x 90 pixels												
Dim.		Média	Desvio padrão	40°	80°	120°	160°	200°	240°	280°	320°	
CLBP_S_M/C (24,3)	78	HW	86,58%	0,015	84,82%	84,64%	88,08%	87,69%	88,56%	87,99%	84,41%	86,45%
		NN	86,54%	0,006	85,36%	87,24%	86,19%	86,63%	86,24%	86,89%	87,57%	86,19%
		LN	63,30%	0,023	59,78%	64,13%	66,79%	62,29%	62,19%	66,68%	63,88%	60,62%
		CB	86,54%	0,006	85,36%	87,24%	86,19%	86,63%	86,24%	86,89%	87,57%	86,19%
		SP	91,20%	0,003	90,67%	91,34%	91,10%	91,41%	90,88%	91,60%	91,65%	90,92%
		LZ	92,09%	0,002	91,78%	92,17%	92,00%	92,20%	91,95%	92,44%	92,28%	91,93%
CLBP_S/M (24,3)	676	HW	85,18%	0,021	83,88%	83,14%	86,35%	87,05%	87,60%	86,74%	80,57%	86,07%
		NN	90,87%	0,005	89,88%	91,48%	91,02%	91,07%	90,71%	91,12%	91,30%	90,38%
		LN	69,29%	0,026	65,86%	70,15%	73,30%	67,88%	67,71%	73,16%	70,20%	66,04%
		CB	90,87%	0,005	89,88%	91,48%	91,02%	91,07%	90,71%	91,12%	91,30%	90,38%
		SP	93,59%	0,002	93,19%	93,83%	93,72%	93,59%	93,51%	93,87%	93,61%	93,43%
		LZ	93,95%	0,002	93,77%	93,85%	94,10%	94,03%	93,81%	94,28%	94,08%	93,70%
CLBP_S/M/C (24,3)	1352	HW	88,66%	0,016	87,08%	87,08%	90,09%	90,28%	90,00%	90,02%	85,42%	89,27%
		NN	92,38%	0,003	91,84%	92,60%	92,43%	92,45%	92,10%	92,39%	93,09%	92,16%
		LN	81,19%	0,016	78,35%	82,10%	83,34%	80,29%	80,00%	83,35%	82,15%	79,90%
		CB	92,38%	0,003	91,84%	92,60%	92,43%	92,45%	92,10%	92,39%	93,09%	92,16%
		SP	93,80%	0,002	93,54%	93,88%	93,80%	94,01%	93,65%	93,89%	94,06%	93,54%
		LZ	93,89%	0,002	93,82%	93,80%	93,94%	94,12%	93,68%	94,17%	93,95%	93,65%

APÊNDICE D – Acurácias médias obtidas pelos descritores avaliados no Experimento 4

		70 x 70 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
SLMP_M (8,1)	HW	44,0%	0,040	49,8%	42,9%	40,2%	41,1%	42,4%	41,6%	41,5%	44,6%	48,7%	50,5%	48,8%	42,3%	40,0%	39,6%	41,0%	40,1%	40,2%	42,9%	49,9%	51,1%
	NN	27,1%	0,169	40,9%	21,9%	16,7%	15,7%	15,5%	15,2%	15,9%	19,3%	41,0%	68,1%	40,9%	18,5%	16,1%	15,2%	15,7%	15,2%	16,9%	21,6%	42,4%	68,9%
	LN	33,2%	0,089	23,9%	23,0%	29,1%	33,4%	36,5%	38,2%	38,5%	31,3%	24,6%	54,0%	25,8%	31,6%	38,1%	37,7%	36,1%	34,3%	28,3%	22,6%	22,7%	54,6%
	CB	57,1%	0,043	58,5%	53,4%	56,1%	57,4%	54,6%	53,2%	53,7%	55,1%	57,8%	68,1%	61,2%	57,1%	53,6%	53,7%	54,8%	56,8%	56,6%	53,4%	57,8%	68,9%
	SP	56,8%	0,061	64,3%	58,3%	56,7%	53,5%	51,1%	48,8%	49,6%	54,3%	63,0%	67,3%	64,3%	55,7%	50,1%	50,4%	53,6%	57,7%	56,8%	62,6%	68,0%	
	LZ	56,0%	0,072	63,9%	59,2%	56,9%	52,2%	48,4%	46,5%	47,8%	52,6%	61,9%	68,1%	65,0%	54,1%	48,4%	47,3%	48,4%	51,1%	56,4%	58,6%	63,9%	68,9%
SLMP_M (16,2)	HW	66,9%	0,009	66,8%	68,3%	67,0%	66,5%	67,0%	67,5%	67,1%	68,4%	67,1%	68,3%	66,4%	67,5%	66,4%	65,6%	65,5%	65,8%	65,8%	66,4%	66,3%	68,3%
	NN	40,5%	0,125	48,2%	39,1%	40,8%	31,6%	30,5%	29,0%	31,2%	33,6%	49,8%	70,9%	48,0%	33,1%	31,1%	29,1%	29,9%	31,0%	40,2%	40,4%	49,7%	72,1%
	LN	62,4%	0,113	43,2%	47,4%	63,3%	66,2%	69,3%	70,5%	72,1%	67,8%	48,4%	77,0%	48,8%	68,9%	73,0%	69,2%	69,0%	67,7%	58,8%	47,4%	43,1%	77,0%
	CB	64,5%	0,053	67,7%	69,4%	68,6%	61,1%	58,7%	55,3%	58,3%	66,2%	67,5%	70,9%	69,6%	66,9%	59,3%	56,1%	57,6%	60,5%	67,4%	70,0%	67,5%	72,1%
	SP	62,4%	0,072	69,2%	69,7%	66,6%	56,1%	53,6%	51,9%	54,1%	63,9%	68,4%	70,7%	67,9%	64,5%	55,4%	51,5%	52,5%	56,2%	66,3%	70,1%	68,3%	70,8%
	LZ	60,7%	0,082	68,3%	69,7%	64,6%	54,2%	51,3%	48,5%	52,0%	61,1%	65,9%	70,9%	68,4%	62,0%	52,2%	49,0%	50,4%	53,6%	63,3%	69,5%	68,1%	72,1%
SLMP_M (24,3)	HW	71,2%	0,007	71,8%	71,4%	71,2%	72,2%	72,1%	70,9%	70,8%	72,2%	71,7%	71,3%	71,7%	71,6%	70,5%	70,8%	69,9%	70,8%	70,1%	70,2%	71,8%	71,3%
	NN	57,5%	0,064	59,4%	63,5%	58,5%	54,6%	51,7%	49,9%	51,5%	54,0%	60,7%	71,5%	60,0%	54,9%	51,0%	51,5%	50,8%	53,7%	57,2%	62,8%	61,2%	72,4%
	LN	76,9%	0,025	71,9%	75,2%	79,4%	76,2%	76,8%	76,8%	76,4%	79,3%	77,0%	80,7%	77,3%	79,7%	76,4%	75,0%	76,3%	77,8%	79,3%	71,9%	73,5%	80,9%
	CB	67,4%	0,042	70,7%	71,5%	69,6%	64,5%	62,9%	59,8%	63,0%	67,0%	71,6%	71,5%	71,6%	68,4%	62,4%	61,8%	62,3%	64,6%	69,4%	71,7%	72,2%	72,4%
	SP	66,5%	0,048	71,4%	71,0%	67,9%	62,8%	60,7%	59,8%	60,3%	66,1%	72,1%	71,7%	70,9%	67,4%	60,7%	59,6%	60,8%	63,3%	69,2%	71,2%	71,7%	72,3%
	LZ	66,1%	0,048	70,2%	71,0%	68,3%	62,6%	61,0%	58,2%	61,0%	65,1%	70,5%	71,5%	70,5%	66,4%	60,4%	59,9%	59,9%	62,6%	67,9%	71,2%	71,8%	72,4%
CLMP_M/C (8,1)	HW	57,0%	0,021	57,2%	55,8%	57,4%	60,3%	60,4%	58,9%	55,9%	53,7%	56,5%	59,2%	56,5%	53,5%	55,9%	57,8%	58,9%	57,7%	55,7%	53,5%	55,7%	59,1%
	NN	57,4%	0,039	61,4%	58,1%	54,6%	53,9%	54,3%	53,1%	55,8%	55,7%	59,9%	65,4%	61,6%	57,2%	54,5%	53,9%	53,7%	53,9%	54,9%	57,9%	62,2%	65,4%
	LN	66,1%	0,017	67,5%	65,1%	66,1%	65,0%	65,8%	65,3%	65,3%	65,6%	67,4%	69,6%	69,0%	66,5%	66,3%	65,2%	64,1%	65,3%	65,5%	65,0%	62,5%	69,5%
	CB	60,0%	0,026	61,5%	57,8%	58,1%	59,6%	58,5%	57,6%	59,9%	56,9%	65,4%	65,4%	62,4%	58,9%	58,4%	59,2%	58,4%	58,7%	59,2%	58,1%	60,8%	65,4%
	SP	60,4%	0,023	63,1%	57,8%	58,1%	59,0%	58,8%	58,6%	57,8%	58,5%	62,3%	64,9%	63,5%	59,7%	60,2%	59,8%	59,7%	60,5%	60,6%	57,9%	62,8%	64,8%
	LZ	60,9%	0,020	62,4%	59,2%	59,0%	60,8%	59,9%	59,4%	61,0%	57,9%	61,2%	65,4%	63,8%	60,1%	59,9%	60,5%	59,8%	60,3%	60,4%	59,2%	62,6%	65,4%
CLMP_M/C (16,2)	HW	61,5%	0,007	62,1%	62,4%	62,8%	62,0%	61,8%	61,6%	61,5%	62,0%	61,6%	61,9%	61,2%	61,1%	60,8%	60,5%	61,1%	61,0%	61,8%	59,9%	61,1%	61,8%
	NN	58,2%	0,024	59,2%	59,0%	57,9%	57,3%	56,3%	55,7%	56,7%	55,7%	58,6%	64,1%	59,8%	56,5%	55,1%	56,3%	56,0%	56,6%	58,4%	59,5%	60,5%	63,7%
	LN	71,4%	0,017	71,8%	73,3%	71,9%	69,6%	70,1%	69,7%	69,9%	70,4%	72,9%	73,6%	73,6%	71,0%	70,4%	69,5%	68,4%	69,4%	71,9%	73,7%	72,6%	74,3%
	CB	62,7%	0,071	62,6%	62,6%	61,3%	60,5%	59,1%	59,0%	60,5%	59,3%	60,8%	64,1%	63,1%	60,5%	59,2%	60,3%	59,5%	60,5%	61,7%	93,0%	62,8%	63,7%
	SP	61,3%	0,016	63,0%	61,8%	61,1%	59,4%	59,1%	58,8%	58,4%	60,1%	62,7%	63,4%	62,8%	61,5%	60,4%	60,8%	59,5%	61,2%	62,1%	62,7%	63,4%	63,2%
	LZ	61,6%	0,013	62,5%	62,6%	61,5%	60,8%	60,2%	59,7%	61,3%	60,4%	61,2%	64,1%	62,9%	61,0%	60,1%	60,8%	59,7%	61,4%	62,1%	62,8%	63,3%	63,7%

		70 x 70 pixels																				
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°
CLMP_M/C (24,3)	HW	58,7%	59,8%	59,7%	59,4%	59,1%	58,6%	58,6%	58,8%	59,0%	58,4%	59,6%	59,2%	57,9%	58,3%	58,2%	58,2%	58,1%	58,6%	57,8%	58,8%	58,6%
	NN	54,9%	57,6%	57,6%	54,9%	52,9%	52,3%	51,3%	52,7%	52,9%	55,6%	59,8%	57,3%	54,0%	51,9%	52,0%	52,2%	53,1%	55,8%	57,8%	57,2%	59,8%
	LN	67,3%	68,5%	69,9%	68,4%	65,4%	64,5%	65,3%	65,0%	66,5%	69,7%	70,2%	69,8%	66,2%	65,0%	64,2%	63,6%	65,6%	68,1%	69,6%	69,5%	71,1%
	CB	56,6%	57,9%	58,9%	56,8%	55,2%	54,0%	53,1%	55,4%	55,3%	57,3%	59,8%	58,9%	56,8%	54,2%	54,2%	54,4%	55,6%	58,0%	58,9%	58,3%	59,8%
	SP	56,6%	58,2%	57,8%	56,8%	54,2%	53,8%	52,8%	53,1%	55,6%	59,2%	59,1%	58,2%	56,8%	54,7%	54,9%	54,3%	55,7%	58,5%	58,7%	59,1%	60,1%
	LZ	56,8%	57,9%	58,9%	57,3%	55,3%	54,3%	53,4%	55,6%	55,6%	57,6%	59,8%	58,7%	57,1%	54,6%	54,4%	54,5%	56,0%	58,2%	59,2%	58,4%	59,8%
CLMP_S_M/C (8,1)	HW	61,0%	61,9%	60,0%	60,5%	63,0%	63,8%	62,3%	59,1%	58,2%	61,6%	65,7%	61,7%	58,1%	58,9%	61,1%	61,7%	61,1%	58,5%	57,2%	61,3%	65,0%
	NN	58,2%	65,9%	59,9%	54,6%	52,0%	51,5%	50,9%	53,9%	56,4%	65,3%	69,7%	66,3%	57,8%	53,6%	51,2%	51,6%	51,8%	54,8%	60,3%	66,7%	70,2%
	LN	65,2%	65,5%	62,7%	64,1%	62,4%	64,5%	64,5%	64,6%	63,3%	65,5%	72,9%	67,6%	64,1%	64,8%	64,5%	63,7%	63,9%	63,0%	63,4%	65,5%	73,2%
	CB	62,9%	65,5%	60,4%	60,3%	62,2%	61,9%	61,0%	62,0%	59,2%	63,3%	69,7%	66,2%	61,8%	61,3%	62,3%	61,7%	62,4%	61,7%	60,1%	64,1%	70,2%
	SP	63,7%	66,9%	60,8%	61,0%	61,7%	61,8%	61,4%	60,9%	60,9%	65,9%	69,5%	67,4%	63,0%	62,2%	63,2%	63,1%	63,5%	63,1%	60,7%	66,3%	69,9%
	LZ	64,1%	67,1%	62,2%	61,8%	63,6%	62,8%	62,0%	62,9%	60,8%	65,2%	69,7%	68,0%	63,2%	62,3%	63,3%	62,7%	63,5%	63,1%	61,9%	66,5%	70,2%
CLMP_S_M/C (16,2)	HW	70,0%	72,3%	68,5%	72,2%	67,7%	67,2%	68,8%	71,5%	69,5%	72,8%	71,6%	72,3%	69,2%	70,7%	69,1%	66,0%	68,7%	71,8%	67,3%	72,2%	71,3%
	NN	54,6%	57,8%	53,7%	55,1%	50,0%	49,4%	47,6%	50,3%	50,0%	56,8%	73,6%	58,2%	50,3%	49,8%	49,2%	48,7%	49,7%	55,3%	54,0%	58,9%	74,3%
	LN	78,6%	77,3%	78,7%	80,7%	76,9%	75,9%	76,1%	79,0%	79,3%	79,1%	82,4%	79,8%	79,8%	80,0%	76,3%	74,7%	77,0%	80,3%	78,5%	77,7%	82,5%
	CB	69,1%	74,1%	73,8%	72,5%	65,9%	63,1%	61,3%	65,6%	65,8%	72,9%	73,6%	74,9%	69,3%	65,5%	63,0%	62,8%	64,7%	72,2%	72,3%	74,2%	74,3%
	SP	68,4%	74,7%	72,7%	70,5%	63,0%	61,0%	60,5%	62,5%	65,52%	74,3%	73,1%	74,3%	68,2%	64,6%	61,9%	61,3%	63,3%	72,2%	71,9%	75,2%	73,9%
	LZ	67,9%	73,8%	73,2%	70,9%	63,5%	61,4%	59,3%	63,5%	66,7%	72,6%	73,6%	73,3%	67,9%	63,4%	60,8%	60,9%	62,7%	71,0%	71,3%	74,3%	74,3%
CLMP_S_M/C (24,3)	HW	70,1%	71,1%	70,9%	69,1%	70,8%	70,0%	70,8%	68,9%	70,7%	70,8%	70,8%	70,8%	70,3%	69,2%	70,1%	68,5%	70,1%	68,6%	69,7%	70,4%	70,2%
	NN	60,4%	62,9%	65,7%	61,5%	57,1%	55,0%	52,9%	55,0%	57,6%	62,5%	71,4%	63,8%	58,6%	54,7%	54,4%	54,7%	56,8%	60,6%	65,8%	64,5%	72,2%
	LN	80,1%	79,2%	80,8%	82,1%	79,3%	79,3%	78,9%	78,5%	81,4%	81,1%	80,7%	82,1%	81,3%	78,3%	78,3%	78,2%	79,5%	81,1%	79,6%	80,4%	81,3%
	CB	67,4%	70,7%	71,6%	68,7%	65,0%	63,2%	61,0%	63,2%	66,6%	70,0%	71,4%	72,0%	67,9%	62,2%	62,5%	62,5%	64,4%	68,4%	71,7%	72,1%	72,2%
	SP	66,4%	71,6%	69,9%	66,7%	62,0%	60,9%	59,9%	60,1%	65,5%	71,3%	71,0%	70,7%	66,9%	61,5%	60,8%	61,5%	63,2%	68,5%	71,2%	72,3%	72,1%
	LZ	66,0%	70,2%	70,9%	67,2%	62,9%	61,2%	58,9%	60,9%	65,2%	68,9%	71,4%	71,0%	66,5%	60,6%	60,4%	60,4%	62,5%	67,0%	70,6%	71,2%	72,2%
CLMP_S/M (8,1)	HW	50,2%	52,3%	48,1%	48,1%	49,1%	48,5%	50,0%	48,8%	48,5%	53,1%	57,4%	53,1%	47,5%	48,0%	48,4%	47,3%	50,1%	47,8%	47,3%	53,3%	57,4%
	NN	35,1%	54,0%	32,2%	23,0%	21,0%	21,5%	20,5%	21,9%	29,3%	52,4%	73,4%	52,7%	29,6%	22,0%	20,5%	21,1%	21,4%	24,0%	32,4%	54,5%	73,5%
	LN	47,8%	39,7%	38,5%	46,5%	49,9%	50,2%	51,4%	53,9%	47,0%	40,6%	60,9%	41,3%	47,7%	52,0%	54,4%	49,6%	49,8%	44,0%	37,8%	39,6%	61,2%
	CB	61,2%	64,9%	56,7%	60,0%	60,5%	57,8%	56,5%	57,3%	58,5%	63,2%	73,4%	67,0%	60,3%	57,3%	58,4%	57,7%	59,6%	61,8%	56,9%	63,5%	73,5%
	SP	61,3%	68,7%	59,3%	60,1%	58,2%	55,3%	54,2%	55,4%	58,7%	66,9%	72,1%	69,4%	60,4%	56,5%	55,7%	55,7%	58,1%	63,0%	58,9%	66,3%	73,1%
	LZ	61,0%	68,8%	59,5%	61,1%	57,8%	54,5%	52,7%	55,0%	57,7%	65,8%	73,4%	69,7%	60,0%	55,3%	54,9%	54,7%	56,8%	62,1%	59,8%	67,2%	73,5%

		70 x 70 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLMP_S/M (16,2)	HW	73,6%	0,008	75,0%	74,3%	73,8%	73,2%	73,1%	73,2%	73,5%	73,7%	74,6%	73,7%	74,3%	73,6%	72,8%	72,6%	72,4%	73,3%	73,3%	72,9%	75,1%	74,6%
	NN	59,1%	0,072	63,2%	58,0%	61,0%	54,6%	52,3%	52,3%	54,2%	53,2%	63,6%	76,0%	64,5%	54,0%	53,5%	52,3%	52,5%	54,6%	61,0%	60,1%	64,4%	76,3%
	LN	77,8%	0,028	72,5%	74,2%	78,1%	78,5%	79,2%	78,6%	79,7%	79,0%	74,9%	82,3%	75,0%	79,2%	80,1%	79,2%	78,9%	79,4%	77,4%	74,1%	73,4%	82,9%
	CB	72,4%	0,024	73,6%	73,8%	73,7%	71,8%	69,0%	67,7%	71,1%	70,8%	73,2%	76,0%	74,5%	73,3%	70,9%	69,7%	68,8%	70,3%	74,1%	75,1%	74,4%	76,3%
	SP	72,0%	0,033	74,6%	74,6%	73,8%	69,2%	66,8%	66,5%	68,8%	71,6%	75,4%	75,3%	74,9%	73,3%	70,6%	67,9%	67,8%	68,8%	74,2%	74,7%	75,4%	76,2%
	LZ	72,0%	0,034	74,8%	74,9%	74,0%	70,1%	67,6%	65,7%	69,6%	70,4%	73,9%	76,0%	75,4%	72,7%	69,8%	67,8%	67,2%	68,3%	74,0%	75,5%	76,1%	76,3%
CLMP_S/M (24,3)	HW	74,0%	0,006	75,3%	74,4%	74,6%	74,9%	74,6%	74,3%	73,8%	74,4%	74,6%	74,2%	73,4%	73,2%	73,8%	73,6%	73,0%	73,2%	73,2%	73,6%	74,1%	74,5%
	NN	68,8%	0,025	69,2%	70,9%	68,1%	68,2%	66,5%	65,6%	66,7%	67,7%	68,3%	74,4%	70,3%	68,4%	66,6%	66,3%	66,3%	67,2%	69,7%	70,4%	70,2%	75,2%
	LN	81,9%	0,015	79,0%	80,1%	82,9%	81,8%	83,0%	82,7%	82,9%	82,5%	80,9%	83,6%	81,2%	83,4%	83,2%	82,3%	81,8%	82,5%	81,7%	78,5%	80,2%	83,7%
	CB	72,6%	0,013	72,9%	72,8%	72,7%	72,4%	71,8%	70,0%	71,6%	72,1%	72,4%	74,4%	74,3%	73,1%	71,3%	70,9%	70,9%	72,0%	73,1%	73,1%	74,1%	75,2%
	SP	72,3%	0,016	73,8%	72,5%	72,3%	70,8%	69,5%	70,5%	69,6%	72,2%	74,2%	74,2%	74,1%	73,2%	71,1%	70,6%	70,9%	71,8%	73,2%	72,3%	73,6%	74,9%
	LZ	72,2%	0,016	72,6%	72,7%	72,3%	71,8%	71,1%	69,2%	70,7%	71,8%	72,8%	74,4%	74,2%	73,0%	70,2%	70,5%	70,1%	70,9%	73,0%	73,3%	73,6%	75,2%
CLMP_S/M/C (8,1)	HW	55,3%	0,048	57,3%	53,3%	53,8%	54,1%	54,5%	54,5%	54,6%	53,5%	58,1%	62,1%	58,4%	53,0%	52,6%	53,4%	53,8%	54,9%	53,0%	52,8%	57,5%	61,0%
	NN	42,6%	0,140	57,3%	41,5%	33,2%	31,0%	31,6%	30,1%	32,0%	39,1%	56,4%	71,5%	57,5%	39,3%	32,1%	31,0%	31,1%	31,2%	34,5%	42,1%	58,1%	71,1%
	LN	52,1%	0,055	46,0%	44,5%	49,6%	52,7%	54,8%	55,1%	55,5%	50,4%	48,0%	64,2%	48,6%	51,3%	54,7%	55,4%	53,3%	53,5%	48,8%	43,5%	47,1%	65,0%
	CB	62,3%	0,035	63,8%	59,1%	60,7%	62,3%	59,9%	59,6%	60,3%	59,9%	63,2%	71,5%	65,6%	61,5%	59,2%	60,9%	60,0%	61,7%	62,7%	59,2%	63,7%	71,1%
	SP	62,7%	0,044	67,5%	59,9%	61,3%	60,8%	58,4%	57,9%	58,9%	60,4%	66,7%	70,8%	67,9%	61,9%	59,7%	59,9%	59,6%	61,1%	63,4%	60,3%	66,2%	71,0%
	LZ	62,7%	0,044	67,2%	61,4%	61,4%	61,3%	59,1%	57,6%	59,9%	59,9%	65,5%	71,5%	68,2%	61,4%	58,8%	59,1%	58,4%	60,8%	64,0%	61,6%	66,7%	71,1%
CLMP_S/M/C (2,16)	HW	69,9%	0,008	70,4%	70,1%	70,5%	69,1%	69,2%	70,1%	70,6%	70,1%	70,5%	70,3%	70,0%	69,1%	69,7%	69,6%	68,6%	69,2%	70,8%	68,5%	71,1%	70,9%
	NN	58,9%	0,059	63,0%	60,0%	60,3%	55,2%	54,0%	52,7%	53,9%	53,7%	63,0%	72,1%	64,0%	54,5%	53,3%	52,4%	53,8%	55,8%	60,7%	60,6%	63,6%	72,0%
	LN	76,6%	0,017	73,7%	74,9%	77,5%	75,4%	76,9%	77,2%	76,8%	77,2%	74,7%	80,2%	75,8%	77,8%	78,0%	77,1%	76,0%	76,6%	76,6%	74,4%	74,6%	80,6%
	CB	67,8%	0,030	70,2%	70,1%	69,1%	66,2%	64,3%	62,8%	65,2%	67,5%	69,1%	72,1%	70,7%	68,2%	64,8%	63,8%	64,0%	64,5%	69,7%	71,1%	70,5%	72,2%
	SP	67,5%	0,035	70,7%	70,1%	69,1%	64,5%	62,8%	61,6%	63,6%	67,4%	70,8%	70,9%	70,8%	68,3%	64,3%	63,0%	63,4%	64,5%	69,4%	71,4%	71,2%	72,2%
	LZ	67,6%	0,037	70,8%	71,5%	69,2%	65,1%	63,5%	61,4%	64,4%	66,7%	70,0%	72,1%	71,2%	67,6%	64,4%	61,8%	63,5%	63,8%	69,4%	71,5%	71,9%	72,0%
CLMP_S/M/C (3,24)	HW	65,8%	0,007	67,0%	65,3%	66,0%	66,2%	66,6%	65,4%	65,2%	65,7%	65,8%	67,1%	66,0%	64,5%	65,4%	65,4%	66,3%	65,2%	66,0%	64,7%	65,7%	66,7%
	NN	62,5%	0,017	61,1%	63,5%	61,9%	62,0%	61,5%	61,3%	61,6%	62,2%	62,3%	66,9%	63,8%	62,3%	61,0%	60,6%	60,8%	61,5%	62,1%	62,8%	62,9%	67,3%
	LN	76,0%	0,014	73,1%	74,3%	77,0%	76,5%	77,5%	76,4%	76,4%	76,7%	75,4%	77,1%	74,5%	76,9%	77,0%	76,4%	76,9%	77,3%	75,9%	73,0%	73,8%	77,6%
	CB	64,5%	0,011	62,8%	64,4%	64,3%	65,0%	64,3%	63,4%	64,7%	63,8%	64,2%	66,9%	63,8%	65,5%	64,3%	63,7%	63,6%	64,8%	64,6%	63,5%	65,1%	67,3%
	SP	64,4%	0,013	63,6%	63,8%	64,8%	64,0%	63,3%	63,0%	62,5%	63,9%	65,3%	66,2%	63,8%	64,9%	64,2%	64,0%	63,7%	65,1%	65,5%	62,6%	65,6%	67,9%
	LZ	64,3%	0,011	63,1%	64,5%	63,9%	65,0%	64,3%	63,1%	64,4%	63,4%	64,4%	66,9%	63,6%	64,7%	63,4%	63,3%	63,3%	64,6%	64,6%	63,5%	65,2%	67,3%

		70 x 70 pixels																					
	Desvio padrão	Média	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP_M/C (8,1)	HW	50,5%	0,041	55,2%	47,0%	47,7%	50,8%	51,1%	48,9%	46,0%	48,3%	55,4%	58,3%	55,0%	45,4%	45,8%	50,1%	49,8%	49,0%	45,8%	46,4%	55,1%	58,1%
	NN	50,4%	0,071	57,6%	47,8%	43,7%	44,2%	44,5%	43,4%	46,2%	49,1%	58,2%	63,5%	59,0%	50,2%	46,0%	44,6%	44,1%	44,7%	44,4%	48,0%	58,6%	64,9%
	LN	51,6%	0,051	54,1%	49,7%	47,4%	48,5%	50,0%	50,3%	50,3%	49,0%	52,3%	64,9%	53,8%	52,6%	50,7%	50,6%	49,1%	48,3%	47,2%	47,1%	47,4%	65,8%
	CB	55,1%	0,040	59,6%	52,3%	50,3%	53,9%	54,7%	53,1%	53,4%	51,2%	56,0%	63,5%	59,8%	54,2%	52,7%	53,7%	54,3%	55,2%	51,1%	50,2%	58,3%	64,9%
	SP	55,4%	0,043	60,9%	51,9%	50,4%	52,8%	53,7%	53,6%	51,2%	52,2%	59,1%	63,5%	61,1%	54,6%	52,5%	54,6%	55,5%	55,0%	51,5%	49,9%	59,7%	63,8%
	LZ	55,8%	0,041	61,0%	52,9%	50,7%	54,6%	53,9%	53,8%	53,8%	51,8%	57,6%	63,5%	61,5%	54,9%	52,7%	54,5%	54,7%	55,6%	51,8%	50,5%	59,5%	64,9%
CLBP_M/C (16,2)	HW	58,0%	0,016	57,8%	60,8%	57,0%	57,9%	59,2%	57,8%	56,7%	59,4%	56,7%	61,0%	57,6%	58,8%	56,3%	55,7%	57,8%	56,7%	55,8%	58,7%	56,2%	60,5%
	NN	52,8%	0,042	55,4%	53,4%	50,0%	48,9%	48,5%	47,5%	50,3%	51,6%	56,0%	61,5%	56,7%	52,9%	50,1%	48,7%	48,8%	48,9%	51,1%	53,5%	56,7%	62,7%
	LN	60,5%	0,031	59,6%	60,2%	59,4%	57,4%	58,6%	58,3%	59,0%	59,4%	60,5%	68,5%	60,5%	60,4%	59,6%	58,4%	57,7%	57,8%	60,0%	63,4%	59,9%	69,0%
	CB	57,2%	0,020	56,9%	58,2%	55,5%	56,1%	55,7%	54,4%	56,9%	56,8%	56,0%	61,5%	57,8%	58,0%	56,0%	55,8%	55,4%	55,9%	56,3%	60,0%	57,4%	62,7%
	SP	57,5%	0,019	57,5%	58,0%	56,2%	56,1%	55,4%	54,9%	54,7%	57,7%	57,9%	61,6%	57,8%	58,9%	56,1%	55,8%	56,9%	57,1%	57,5%	60,2%	57,8%	61,8%
	LZ	58,1%	0,018	57,4%	59,6%	56,5%	56,9%	56,8%	55,4%	57,9%	58,0%	57,0%	61,5%	58,5%	59,5%	57,0%	56,7%	56,3%	57,0%	57,3%	60,6%	58,0%	62,7%
CLBP_M/C (24,3)	HW	57,5%	0,007	58,3%	56,8%	58,1%	57,8%	58,2%	57,3%	57,8%	56,9%	57,4%	58,1%	58,4%	56,6%	58,2%	56,5%	57,3%	56,5%	58,0%	56,1%	57,7%	57,0%
	NN	50,6%	0,044	52,1%	52,9%	50,0%	46,0%	54,6%	44,2%	46,1%	47,5%	53,0%	58,1%	54,0%	49,6%	46,3%	45,0%	45,9%	46,0%	50,1%	51,3%	55,2%	59,6%
	LN	65,4%	0,014	62,4%	65,8%	66,7%	63,8%	65,3%	65,5%	65,8%	64,4%	66,1%	68,1%	65,5%	65,4%	66,1%	65,0%	64,7%	64,7%	66,9%	62,9%	64,9%	68,0%
	CB	56,5%	0,016	56,1%	58,5%	57,3%	55,3%	55,0%	53,6%	55,1%	54,7%	57,3%	58,1%	57,5%	57,2%	55,3%	54,3%	55,2%	55,3%	57,9%	56,9%	58,7%	59,6%
	SP	56,1%	0,021	57,0%	56,9%	57,4%	54,5%	52,9%	53,1%	52,7%	53,9%	58,9%	58,5%	56,1%	56,6%	54,7%	53,7%	54,5%	55,7%	58,7%	56,7%	59,5%	59,0%
	LZ	56,2%	0,018	56,2%	58,5%	56,7%	54,9%	54,2%	52,9%	54,9%	54,2%	57,1%	58,1%	57,6%	56,6%	55,5%	54,0%	54,7%	54,8%	57,7%	56,6%	58,8%	59,6%
CLBP_S_M/C (8,1)	HW	51,8%	0,050	58,1%	53,5%	50,7%	44,1%	45,0%	45,8%	51,8%	55,1%	56,3%	55,9%	57,1%	52,7%	51,0%	43,8%	43,7%	45,2%	51,2%	53,7%	57,5%	56,8%
	NN	37,9%	0,142	49,5%	34,1%	27,3%	26,0%	26,9%	25,9%	28,7%	33,1%	50,1%	70,2%	49,7%	33,4%	28,0%	26,3%	26,6%	26,5%	27,8%	34,5%	51,1%	71,3%
	LN	41,5%	0,082	35,4%	31,1%	36,5%	42,2%	44,3%	46,4%	48,4%	38,4%	34,4%	60,6%	36,5%	38,1%	46,4%	46,4%	43,0%	41,9%	37,8%	30,0%	32,6%	60,7%
	CB	62,4%	0,037	61,5%	57,2%	61,2%	61,7%	60,3%	58,5%	66,4%	62,5%	59,7%	70,2%	63,1%	63,9%	65,5%	62,3%	59,8%	60,5%	62,5%	57,2%	60,4%	71,3%
	SP	63,7%	0,041	67,4%	61,5%	63,4%	59,5%	57,2%	56,6%	62,3%	64,9%	66,6%	70,1%	67,7%	66,7%	65,7%	59,5%	58,7%	58,4%	65,7%	61,2%	65,3%	70,0%
	LZ	63,9%	0,047	67,4%	63,6%	64,9%	59,8%	56,5%	55,1%	63,7%	64,8%	65,5%	70,2%	69,2%	66,9%	64,6%	58,1%	56,5%	57,6%	65,2%	63,4%	67,2%	71,3%
CLBP_S_M/C (16,2)	HW	66,8%	0,011	68,1%	67,3%	67,3%	66,4%	65,3%	66,5%	66,9%	67,4%	67,9%	68,2%	66,7%	66,7%	66,6%	64,8%	64,1%	65,4%	66,5%	65,9%	67,4%	68,1%
	NN	55,0%	0,085	60,7%	55,5%	53,1%	47,5%	46,4%	45,4%	48,3%	52,0%	62,0%	73,2%	62,1%	52,6%	48,3%	45,8%	46,4%	47,1%	53,2%	56,3%	62,8%	73,8%
	LN	62,3%	0,051	56,3%	57,1%	62,1%	59,8%	60,8%	62,7%	66,8%	64,0%	58,8%	74,4%	59,8%	64,5%	67,0%	62,5%	60,0%	59,9%	60,3%	55,8%	56,5%	74,6%
	CB	69,8%	0,019	69,5%	69,5%	70,4%	69,0%	67,4%	65,9%	70,0%	69,7%	69,7%	73,2%	71,6%	72,0%	69,3%	68,2%	66,7%	68,4%	70,3%	69,6%	70,0%	73,8%
	SP	72,6%	0,027	75,5%	74,7%	73,6%	70,5%	68,6%	68,5%	69,2%	72,3%	74,6%	75,5%	74,4%	72,8%	69,6%	68,5%	69,0%	70,8%	74,9%	74,8%	75,8%	75,9%
	LZ	69,5%	0,036	72,3%	72,7%	71,2%	66,7%	64,6%	62,7%	67,0%	68,7%	71,9%	73,2%	73,7%	70,9%	66,6%	65,0%	64,1%	66,0%	70,5%	72,2%	73,2%	73,8%

		70 x 70 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP _S _M/C (24,3)	HW	67,1%	0,007	68,2%	67,4%	66,4%	67,0%	66,7%	66,9%	66,8%	68,2%	67,8%	68,0%	68,4%	67,6%	66,4%	66,4%	66,2%	66,9%	65,7%	66,6%	67,4%	67,5%
	NN	57,8%	0,070	61,6%	62,7%	56,7%	51,6%	50,5%	49,4%	51,1%	54,6%	62,7%	71,9%	63,7%	55,8%	50,5%	50,2%	50,9%	51,5%	56,2%	61,8%	64,3%	72,4%
	LN	67,6%	0,057	59,7%	59,1%	67,5%	67,6%	69,3%	71,1%	73,1%	69,1%	63,3%	78,2%	63,9%	70,4%	72,4%	69,8%	68,4%	67,7%	65,4%	57,7%	59,6%	78,8%
	CB	68,9%	0,026	70,8%	71,0%	69,4%	67,1%	66,5%	64,3%	66,2%	68,8%	70,8%	71,9%	72,4%	70,6%	64,9%	65,4%	65,6%	67,0%	69,5%	70,2%	71,2%	72,4%
	SP	67,7%	0,040	72,5%	70,5%	68,8%	64,3%	62,1%	62,4%	61,3%	67,0%	72,3%	71,3%	71,8%	68,7%	63,2%	62,8%	62,9%	65,7%	69,6%	70,7%	72,3%	71,5%
	LZ	67,1%	0,043	70,8%	71,4%	68,0%	63,5%	62,3%	60,7%	62,2%	65,9%	70,2%	71,9%	71,9%	67,5%	61,2%	61,5%	62,2%	63,8%	68,2%	70,8%	72,2%	72,4%
CLBP _S _M (8,1)	HW	41,1%	0,063	49,3%	38,2%	35,8%	35,1%	35,5%	36,6%	36,6%	41,5%	49,2%	51,8%	48,2%	39,4%	36,5%	34,6%	35,0%	36,6%	36,7%	38,6%	49,9%	51,7%
	NN	30,5%	0,188	48,2%	23,9%	17,3%	16,2%	16,2%	15,7%	16,9%	22,5%	48,0%	72,5%	47,0%	22,5%	16,9%	15,6%	16,1%	15,8%	17,5%	24,4%	48,9%	73,7%
	LN	29,6%	0,081	25,4%	21,0%	23,2%	27,9%	30,5%	31,7%	34,4%	26,3%	25,0%	50,5%	25,3%	28,3%	34,6%	32,9%	29,7%	28,5%	23,1%	19,1%	23,2%	50,0%
	CB	59,8%	0,072	61,6%	53,0%	53,2%	58,0%	57,2%	55,3%	56,9%	56,0%	59,6%	72,5%	63,8%	59,3%	56,3%	57,8%	56,9%	57,0%	54,6%	50,8%	79,4%	73,7%
	SP	59,1%	0,065	66,8%	57,6%	54,8%	54,8%	52,8%	51,9%	53,2%	57,2%	64,8%	72,3%	67,5%	60,7%	54,7%	53,5%	53,9%	54,8%	56,3%	53,4%	63,7%	72,8%
	LZ	58,7%	0,073	67,3%	58,7%	55,4%	54,0%	51,7%	49,9%	51,9%	55,6%	64,3%	72,5%	68,8%	60,0%	52,1%	51,6%	51,7%	53,6%	55,4%	55,7%	64,9%	73,7%
CLBP _S _M (16,2)	HW	66,8%	0,011	65,7%	67,7%	66,5%	66,7%	66,5%	67,0%	66,6%	68,2%	66,7%	69,2%	67,2%	67,4%	66,4%	65,5%	65,4%	65,9%	65,3%	66,1%	66,4%	69,3%
	NN	46,7%	0,130	55,7%	46,9%	43,7%	35,8%	34,5%	33,6%	36,3%	40,7%	56,7%	76,0%	56,4%	40,0%	35,7%	33,5%	34,6%	35,3%	44,3%	48,1%	56,9%	77,0%
	LN	52,9%	0,118	36,0%	38,1%	50,5%	53,5%	56,1%	58,1%	63,7%	57,6%	41,7%	77,3%	42,7%	57,3%	62,9%	58,9%	55,6%	53,8%	46,7%	37,2%	35,3%	76,0%
	CB	71,1%	0,033	71,7%	73,5%	73,3%	69,6%	68,0%	64,1%	68,2%	72,5%	71,8%	76,0%	73,1%	73,7%	67,1%	66,7%	67,2%	70,0%	72,3%	73,7%	72,0%	77,0%
	SP	69,8%	0,050	73,9%	74,3%	72,0%	65,5%	63,6%	62,0%	63,4%	71,0%	73,4%	75,5%	73,5%	71,4%	63,8%	62,1%	63,7%	65,7%	72,6%	74,3%	73,2%	76,2%
	LZ	68,6%	0,061	73,4%	75,6%	71,5%	64,5%	61,7%	58,7%	61,8%	68,6%	71,8%	76,0%	73,5%	69,2%	60,9%	60,3%	60,9%	63,2%	70,7%	75,2%	73,1%	77,0%
CLBP _S _M (24,3)	HW	69,5%	0,006	69,6%	69,1%	69,4%	69,8%	69,9%	69,9%	69,3%	70,0%	69,6%	70,4%	69,5%	69,8%	69,2%	69,5%	69,2%	68,3%	67,8%	69,2%	69,9%	69,6%
	NN	52,4%	0,097	57,7%	59,2%	51,1%	44,3%	42,7%	50,6%	41,6%	46,6%	58,1%	72,5%	58,4%	46,7%	41,2%	41,1%	41,6%	43,6%	50,4%	57,9%	60,1%	73,6%
	LN	72,7%	0,042	66,0%	66,6%	74,4%	74,8%	72,9%	73,4%	74,6%	74,0%	70,4%	81,5%	71,8%	75,4%	73,2%	72,1%	72,9%	74,1%	74,0%	65,3%	66,6%	80,9%
	CB	67,8%	0,056	73,0%	73,5%	69,7%	64,8%	62,5%	58,8%	60,8%	65,4%	72,6%	72,5%	74,1%	66,8%	60,3%	59,7%	61,2%	63,3%	70,5%	75,0%	73,7%	73,6%
	SP	66,0%	0,064	73,3%	71,9%	68,5%	60,9%	58,5%	57,7%	57,6%	64,1%	73,3%	72,0%	71,7%	64,7%	57,2%	57,0%	58,3%	61,7%	69,5%	71,9%	73,0%	72,9%
	LZ	65,2%	0,068	71,8%	72,7%	67,6%	60,8%	58,3%	54,7%	57,3%	62,4%	70,9%	72,5%	71,9%	63,2%	56,2%	55,8%	57,1%	59,6%	67,7%	71,7%	72,8%	73,6%
CLBP _S _M/C (8,1)	HW	53,5%	0,045	59,9%	52,6%	50,9%	48,6%	49,3%	49,7%	51,5%	54,4%	59,0%	60,5%	59,1%	52,7%	50,4%	47,9%	47,5%	49,4%	50,6%	52,7%	59,2%	60,3%
	NN	43,0%	0,167	61,6%	39,5%	30,4%	28,1%	28,8%	27,7%	30,7%	37,4%	61,5%	75,4%	62,1%	37,8%	30,0%	28,2%	28,7%	28,3%	30,7%	40,3%	62,9%	76,0%
	LN	45,2%	0,068	40,0%	37,5%	40,9%	43,4%	46,0%	48,3%	51,4%	43,6%	40,4%	61,0%	40,8%	45,0%	51,2%	47,9%	45,0%	44,3%	41,1%	35,2%	38,2%	61,5%
	CB	68,7%	0,076	68,5%	63,7%	63,9%	66,6%	65,2%	64,3%	66,7%	64,9%	97,9%	75,4%	70,6%	67,9%	66,0%	66,8%	64,9%	65,7%	64,5%	62,1%	68,5%	76,0%
	SP	67,3%	0,042	71,9%	65,8%	63,9%	64,5%	62,1%	62,4%	63,2%	65,5%	72,1%	74,9%	72,9%	69,2%	65,3%	64,4%	63,6%	64,3%	66,5%	63,8%	71,8%	75,1%
	LZ	67,5%	0,043	72,2%	66,9%	65,1%	64,9%	62,7%	61,7%	64,7%	65,0%	70,5%	75,4%	73,6%	69,0%	64,5%	63,7%	63,1%	63,3%	65,8%	65,1%	71,9%	76,0%

70 x 70 pixels																							
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP _S /M/C (16,2)	HW	69,4%	0,008	69,8%	70,2%	69,5%	69,8%	69,5%	69,4%	69,0%	70,0%	69,4%	70,9%	69,6%	69,0%	68,8%	68,4%	67,8%	68,9%	68,7%	68,7%	69,2%	71,6%
	NN	57,6%	0,088	64,7%	58,2%	56,7%	50,0%	48,6%	47,5%	51,1%	53,9%	64,1%	75,7%	64,5%	53,1%	50,5%	47,6%	48,8%	49,4%	57,4%	58,9%	66,2%	77,1%
	LN	66,5%	0,077	55,3%	56,0%	66,1%	66,9%	68,5%	70,2%	74,5%	69,0%	59,9%	81,2%	59,9%	69,6%	73,5%	69,9%	67,8%	67,4%	63,8%	55,7%	55,1%	81,5%
	CB	73,2%	0,018	73,7%	74,3%	74,6%	72,4%	71,6%	69,7%	72,3%	72,7%	72,5%	75,7%	74,4%	73,6%	71,1%	71,0%	70,6%	72,3%	74,7%	75,0%	74,4%	77,1%
	SP	69,9%	0,029	72,7%	71,7%	70,6%	67,5%	65,1%	64,8%	66,6%	69,7%	73,0%	73,1%	72,9%	72,2%	68,8%	66,4%	65,2%	67,3%	72,0%	70,9%	72,0%	72,8%
CLBP _S /M/C (24,3)	LZ	72,0%	0,033	74,7%	75,3%	73,5%	70,1%	68,5%	66,6%	69,3%	71,1%	72,5%	75,7%	74,5%	71,4%	67,7%	67,1%	67,4%	69,6%	74,4%	75,6%	74,8%	77,1%
	HW	68,0%	0,004	68,6%	68,3%	67,4%	67,8%	67,8%	68,3%	67,5%	68,1%	68,1%	68,2%	68,9%	68,1%	68,1%	67,4%	67,4%	68,2%	67,7%	67,6%	68,2%	68,5%
	NN	57,2%	0,063	60,8%	61,4%	56,4%	52,2%	51,3%	49,0%	51,1%	53,6%	61,6%	69,9%	62,2%	54,4%	51,1%	50,3%	51,0%	51,8%	57,1%	60,6%	63,3%	70,4%
	LN	77,1%	0,015	75,2%	74,9%	78,3%	76,9%	76,9%	77,5%	77,4%	77,7%	77,2%	79,4%	78,3%	78,7%	77,0%	76,0%	76,6%	78,0%	78,8%	74,1%	75,3%	79,7%
	CB	66,7%	0,031	69,6%	70,3%	67,3%	64,7%	63,3%	61,5%	63,4%	64,9%	69,4%	68,9%	70,6%	66,6%	62,5%	62,7%	63,0%	64,6%	68,0%	70,2%	70,3%	70,4%
CLBP _S /M/C	SP	66,2%	0,038	70,3%	68,4%	67,1%	62,4%	69,6%	60,8%	60,0%	64,0%	70,7%	70,1%	69,3%	65,7%	61,5%	60,5%	61,1%	63,6%	68,0%	68,8%	70,3%	69,9%
	LZ	65,2%	0,039	68,5%	69,4%	66,0%	62,5%	61,1%	59,0%	61,1%	62,9%	68,1%	69,9%	69,3%	64,4%	60,2%	60,2%	60,5%	62,7%	66,4%	68,8%	69,4%	70,4%

		90 x 90 pixels																				
	Desvio Padrão	Média																				
		10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
SLMP_M(8,1)	HW	66,0%	74,8%	72,4%	70,7%	69,9%	64,5%	67,8%	67,5%	57,2%	71,4%	78,3%	67,0%	68,1%	58,2%	63,5%	61,7%	61,0%	57,6%	56,9%	62,4%	68,7%
	NN	30,1%	53,0%	29,7%	18,8%	16,0%	16,5%	15,5%	17,7%	26,0%	52,5%	55,7%	52,2%	26,5%	17,6%	16,2%	16,9%	16,1%	18,5%	29,4%	52,5%	54,1%
	LN	33,2%	0,089	23,9%	23,0%	29,1%	33,4%	36,5%	38,2%	38,5%	31,3%	24,6%	54,0%	25,8%	31,6%	37,7%	36,1%	34,3%	28,3%	22,6%	22,7%	54,6%
	CB	47,7%	0,152	39,7%	38,1%	45,1%	52,5%	54,1%	52,2%	51,6%	48,0%	41,2%	55,4%	41,5%	48,3%	52,0%	53,5%	54,7%	51,9%	44,2%	37,1%	38,7%
	SP	51,9%	0,043	46,3%	44,6%	51,0%	56,6%	57,0%	54,8%	54,6%	53,6%	48,8%	55,8%	48,7%	52,4%	54,0%	55,5%	55,5%	56,8%	50,9%	43,2%	45,0%
	LZ	52,6%	0,038	45,9%	45,1%	50,8%	56,3%	56,5%	54,3%	55,7%	54,2%	49,7%	56,4%	51,2%	54,8%	55,2%	55,4%	54,8%	56,2%	53,7%	45,9%	53,6%
SLMP_M(16,2)	HW	81,1%	0,051	87,2%	89,7%	87,5%	85,9%	84,0%	85,7%	83,3%	71,0%	81,9%	84,7%	82,6%	83,7%	78,7%	79,4%	78,1%	75,8%	74,3%	75,1%	74,0%
	NN	49,6%	0,125	59,0%	48,0%	50,9%	40,5%	38,6%	37,9%	40,2%	41,0%	61,8%	77,9%	59,6%	40,9%	39,5%	36,9%	38,8%	40,0%	49,8%	51,3%	60,8%
	LN	62,4%	0,113	43,2%	47,4%	63,3%	66,2%	69,3%	70,5%	72,1%	67,8%	48,4%	77,0%	48,8%	68,9%	73,0%	69,2%	69,0%	67,7%	58,8%	47,4%	43,1%
	CB	74,9%	0,144	72,6%	75,3%	79,8%	73,9%	73,5%	69,8%	72,3%	79,9%	74,6%	79,1%	73,7%	80,7%	73,0%	71,0%	73,9%	74,6%	76,6%	74,5%	70,7%
	SP	73,7%	0,045	73,7%	78,0%	78,8%	70,1%	68,9%	66,0%	68,8%	79,4%	76,4%	79,0%	75,8%	78,6%	68,8%	66,1%	68,8%	71,9%	76,4%	77,2%	74,0%
	LZ	72,6%	0,055	73,3%	78,3%	78,9%	70,5%	68,4%	65,2%	64,7%	75,8%	75,6%	78,8%	75,6%	77,1%	66,6%	62,4%	64,4%	68,7%	76,2%	78,6%	75,0%
SLMP_M(24,3)	HW	83,4%	0,052	90,8%	90,7%	90,3%	88,4%	88,2%	88,3%	87,4%	71,2%	85,5%	85,0%	84,2%	83,6%	80,6%	80,7%	79,9%	79,0%	78,4%	78,3%	79,3%
	NN	67,3%	0,064	69,7%	72,7%	69,2%	63,9%	60,5%	60,2%	60,8%	65,1%	72,7%	81,4%	69,5%	64,6%	61,3%	59,4%	60,9%	63,1%	67,4%	72,8%	81,2%
	LN	76,9%	0,025	71,9%	75,2%	79,4%	76,2%	76,8%	76,8%	76,4%	79,3%	77,0%	80,7%	77,3%	79,7%	76,4%	75,0%	76,3%	77,8%	79,3%	71,9%	73,5%
	CB	78,3%	0,031	82,0%	81,0%	81,3%	76,3%	74,8%	71,0%	73,2%	79,9%	82,8%	81,9%	82,0%	80,3%	73,4%	71,9%	74,8%	75,7%	80,7%	80,3%	81,4%
	SP	77,7%	0,042	80,3%	82,5%	81,2%	74,2%	73,8%	71,3%	72,2%	79,5%	83,5%	81,9%	81,3%	79,5%	72,8%	70,6%	72,8%	74,8%	80,8%	79,9%	81,0%
	LZ	77,2%	0,043	80,2%	81,8%	81,3%	75,0%	73,4%	71,5%	70,6%	77,3%	81,7%	81,8%	81,0%	79,0%	71,6%	70,2%	71,3%	74,4%	80,0%	80,3%	81,1%
CLMP_M/C(8,1)	HW	72,8%	0,057	82,8%	78,2%	77,3%	79,5%	79,3%	79,5%	74,3%	60,7%	71,0%	78,0%	76,8%	69,8%	69,3%	69,0%	68,3%	67,4%	66,1%	65,8%	70,0%
	NN	64,9%	0,026	68,6%	65,1%	63,3%	62,1%	61,7%	62,2%	64,5%	66,2%	67,3%	70,4%	67,5%	64,6%	63,2%	61,8%	63,4%	62,7%	61,9%	65,6%	67,8%
	LN	66,1%	0,017	67,5%	65,1%	66,1%	65,0%	65,8%	65,3%	65,3%	65,6%	67,4%	69,6%	69,0%	66,5%	66,3%	65,2%	64,1%	65,3%	65,5%	65,0%	62,5%
	CB	69,9%	0,014	73,1%	68,9%	69,3%	70,0%	69,6%	68,5%	68,9%	69,3%	72,7%	70,8%	72,1%	70,3%	69,6%	69,4%	70,1%	68,7%	68,9%	67,9%	69,4%
	SP	69,5%	0,022	66,2%	63,4%	69,4%	71,0%	71,0%	70,4%	71,1%	70,5%	72,7%	70,8%	65,5%	70,5%	69,1%	70,1%	69,8%	70,7%	69,7%	67,6%	71,0%
	LZ	70,7%	0,010	71,2%	68,6%	70,0%	70,9%	70,8%	70,7%	70,5%	70,9%	72,0%	71,4%	72,8%	71,3%	70,1%	70,9%	71,0%	70,1%	70,4%	69,2%	69,3%
CLMP_M/C(16,2)	HW	75,9%	0,050	84,6%	83,6%	81,3%	80,5%	80,2%	79,4%	78,4%	64,3%	79,3%	77,5%	77,8%	74,6%	73,7%	72,4%	72,1%	71,7%	71,3%	71,4%	72,1%
	NN	69,8%	0,020	72,1%	71,1%	70,5%	68,4%	68,1%	67,8%	68,1%	68,7%	70,6%	75,0%	69,8%	67,5%	67,7%	69,6%	68,8%	69,4%	70,9%	71,2%	73,8%
	LN	71,4%	0,017	71,8%	73,3%	71,9%	69,6%	70,1%	69,7%	69,9%	70,4%	72,9%	73,6%	73,6%	71,0%	70,4%	69,5%	68,4%	69,4%	71,9%	73,7%	72,6%
	CB	73,9%	0,012	75,6%	75,0%	74,7%	73,4%	73,0%	71,9%	72,3%	73,2%	75,0%	75,3%	75,5%	74,4%	73,2%	73,5%	72,7%	71,5%	74,2%	74,4%	74,1%
	SP	73,9%	0,011	74,7%	75,3%	73,9%	74,3%	73,7%	72,3%	73,7%	74,7%	75,5%	75,0%	74,7%	73,8%	71,9%	72,2%	71,9%	73,7%	73,0%	74,6%	74,0%
	LZ	74,2%	0,010	74,1%	75,5%	74,9%	74,6%	73,1%	73,2%	73,4%	73,9%	75,0%	75,7%	75,0%	74,2%	72,9%	73,5%	72,1%	72,5%	75,2%	75,5%	75,2%

		90 x 90 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLMP ₁ /M/C (24,3)	HW	71,4%	0,050	80,3%	79,7%	77,5%	75,7%	75,4%	75,5%	74,3%	60,4%	73,6%	72,5%	72,7%	69,5%	69,2%	68,1%	68,1%	67,2%	68,0%	67,0%	66,9%	66,7%
	NN	66,6%	0,029	70,0%	69,8%	68,9%	64,4%	62,7%	62,6%	63,9%	66,1%	68,6%	70,8%	67,4%	64,5%	63,8%	62,2%	64,6%	65,1%	67,1%	69,2%	69,8%	70,9%
	LN	67,3%	0,023	68,5%	69,9%	68,4%	65,4%	64,5%	65,3%	65,0%	66,5%	69,7%	70,2%	69,8%	66,2%	65,0%	64,2%	63,6%	65,6%	68,1%	69,6%	69,5%	71,1%
	CB	68,6%	0,021	70,3%	70,6%	69,3%	67,6%	66,7%	64,6%	65,6%	68,4%	71,0%	71,7%	71,0%	69,0%	66,9%	65,9%	66,9%	66,7%	69,1%	70,3%	71,3%	70,2%
	SP	68,9%	0,020	70,7%	71,3%	69,4%	67,9%	67,5%	66,1%	67,2%	69,7%	71,1%	71,6%	70,5%	69,0%	65,9%	65,5%	66,3%	67,5%	69,4%	70,6%	70,7%	71,0%
CLMP ₂ /M/C (8,1)	LZ	69,0%	0,021	70,0%	71,8%	70,5%	68,3%	66,4%	66,7%	66,2%	69,0%	71,1%	71,7%	70,2%	69,5%	66,3%	67,4%	65,2%	66,9%	70,0%	71,0%	71,1%	70,7%
	HW	75,5%	0,056	84,9%	81,3%	79,3%	81,6%	81,5%	81,1%	76,9%	62,8%	78,5%	80,1%	78,7%	71,8%	70,7%	72,1%	71,6%	70,6%	69,2%	69,1%	73,0%	76,0%
	NN	66,0%	0,050	72,7%	68,3%	64,6%	60,5%	59,9%	59,9%	63,1%	67,0%	71,7%	73,8%	71,9%	66,4%	62,6%	58,7%	61,9%	60,9%	62,9%	68,5%	72,3%	72,9%
	LN	65,2%	0,029	65,5%	62,7%	64,1%	62,4%	64,5%	64,5%	64,6%	63,3%	65,5%	72,9%	67,6%	64,1%	64,8%	64,5%	63,7%	63,9%	63,0%	63,4%	65,5%	73,2%
	CB	70,8%	0,016	73,5%	69,5%	69,8%	70,6%	70,4%	69,5%	69,4%	69,7%	72,7%	74,0%	73,1%	70,7%	70,0%	70,0%	70,6%	69,6%	69,1%	68,2%	71,6%	73,1%
CLMP ₃ /S ₁ /M/C (16,2)	SP	71,8%	0,014	73,5%	70,3%	70,4%	72,2%	72,1%	71,0%	71,9%	71,4%	74,2%	74,6%	73,6%	70,8%	69,7%	70,8%	71,0%	72,0%	71,0%	69,2%	72,8%	73,1%
	LZ	72,2%	0,012	73,1%	70,5%	71,5%	71,3%	71,8%	71,9%	71,4%	71,7%	73,8%	74,5%	74,9%	72,2%	71,2%	72,4%	71,0%	71,6%	71,7%	70,4%	73,9%	73,0%
	HW	83,8%	0,047	91,3%	90,7%	89,2%	87,8%	84,9%	86,9%	87,5%	71,1%	87,1%	85,2%	85,6%	83,5%	82,0%	81,9%	77,8%	79,0%	81,2%	79,9%	81,1%	82,3%
	NN	63,6%	0,075	68,4%	63,0%	64,9%	58,3%	57,0%	56,9%	58,6%	59,4%	67,5%	83,0%	66,7%	58,8%	59,0%	56,6%	58,1%	58,4%	64,2%	63,6%	68,2%	82,5%
	LN	78,6%	0,021	77,3%	78,7%	80,7%	76,9%	75,9%	76,1%	79,0%	79,3%	79,1%	82,4%	79,8%	79,8%	80,0%	76,3%	74,7%	77,0%	80,3%	78,5%	77,7%	82,5%
CLMP ₄ /S ₁ /M/C (24,3)	CB	79,8%	0,043	84,3%	83,5%	83,6%	76,1%	74,2%	71,4%	76,8%	79,8%	84,0%	83,3%	83,9%	82,1%	77,9%	74,2%	74,4%	74,4%	83,3%	83,3%	83,2%	82,9%
	SP	78,9%	0,050	83,3%	83,9%	82,8%	75,2%	73,0%	70,5%	75,0%	79,2%	84,8%	83,6%	83,9%	80,6%	74,7%	71,0%	71,4%	73,5%	82,7%	82,7%	83,1%	82,7%
	LZ	78,4%	0,053	82,8%	84,0%	83,3%	74,3%	71,8%	70,8%	72,9%	76,8%	83,5%	83,5%	83,4%	79,8%	74,2%	71,4%	70,2%	72,2%	82,8%	83,2%	83,3%	82,8%
	HW	83,4%	0,051	91,3%	90,9%	89,0%	88,4%	87,9%	88,2%	87,5%	70,9%	85,7%	84,9%	84,4%	83,4%	79,8%	80,4%	79,6%	79,8%	79,2%	79,3%	79,0%	79,1%
	NN	69,2%	0,068	74,3%	76,6%	70,9%	64,7%	61,3%	60,9%	61,6%	66,3%	75,0%	81,6%	72,7%	65,9%	62,0%	60,8%	62,9%	64,4%	69,5%	76,0%	74,3%	81,7%
CLMP ₅ /S ₁ /M/C (24,3)	LN	80,1%	0,013	79,2%	80,8%	82,1%	79,3%	79,3%	78,9%	78,5%	81,4%	81,1%	80,7%	82,1%	81,3%	78,3%	78,3%	78,2%	79,5%	81,1%	79,6%	80,4%	81,3%
	CB	77,7%	0,045	82,5%	82,2%	79,4%	74,8%	72,6%	70,1%	71,3%	78,2%	82,6%	82,2%	82,1%	78,5%	72,3%	71,6%	73,2%	73,9%	79,5%	82,0%	82,6%	81,6%
	SP	76,7%	0,050	81,5%	82,1%	78,4%	73,1%	72,5%	69,8%	70,3%	77,7%	82,3%	82,4%	81,3%	77,0%	69,6%	69,2%	70,4%	73,0%	78,1%	81,6%	81,6%	81,7%
	LZ	76,2%	0,053	81,3%	82,1%	78,8%	73,0%	71,3%	69,8%	68,9%	75,4%	81,0%	82,3%	81,0%	76,0%	69,1%	69,4%	68,6%	71,7%	78,7%	81,2%	81,8%	82,0%
	HW	73,3%	0,058	83,7%	77,2%	77,3%	76,0%	71,8%	76,6%	73,1%	63,2%	79,7%	83,2%	78,3%	73,5%	68,4%	70,1%	64,6%	68,9%	64,5%	66,6%	72,3%	75,9%
CLMP ₆ /S ₁ /M/C (8,1)	NN	40,0%	0,132	58,3%	41,4%	31,0%	27,6%	28,2%	28,2%	29,3%	39,1%	58,4%	62,4%	57,0%	38,2%	29,0%	27,1%	27,8%	28,6%	30,7%	40,4%	57,4%	60,5%
	LN	47,8%	0,067	39,7%	38,5%	46,5%	49,9%	50,2%	51,4%	53,9%	47,0%	40,6%	60,9%	41,3%	47,7%	52,0%	54,4%	49,6%	49,8%	44,0%	37,8%	39,6%	61,2%
	CB	60,0%	0,044	55,5%	51,6%	59,6%	65,4%	64,4%	62,6%	64,2%	60,5%	57,3%	62,3%	57,1%	62,0%	63,5%	65,4%	63,3%	62,3%	59,0%	50,3%	53,8%	61,1%
	SP	62,9%	0,031	61,0%	56,1%	63,9%	67,1%	64,8%	64,0%	66,4%	64,0%	63,5%	62,4%	62,1%	63,7%	65,7%	66,7%	63,9%	64,1%	63,6%	55,1%	59,7%	60,5%
	LZ	63,4%	0,029	60,7%	56,7%	63,2%	67,9%	64,7%	64,1%	66,5%	64,0%	63,7%	62,2%	64,0%	65,3%	66,4%	66,5%	64,3%	63,8%	65,4%	56,9%	61,7%	60,5%

		90 x 90 pixels																				
	Desvio Padrão	Média	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°
CLMP_S/M (16,2)	HW	85,1%	0,044	90,8%	91,7%	89,9%	88,1%	88,0%	88,1%	88,5%	87,9%	87,0%	87,2%	85,5%	83,0%	83,3%	83,5%	81,6%	80,8%	81,6%	81,0%	82,2%
	NN	67,8%	0,065	72,7%	66,6%	69,7%	63,6%	61,8%	63,6%	63,5%	73,8%	83,4%	72,8%	62,0%	61,8%	62,1%	63,4%	63,0%	68,2%	67,3%	72,9%	82,7%
	LN	77,8%	0,028	72,5%	74,2%	78,1%	78,5%	79,2%	78,6%	79,7%	79,0%	82,3%	75,0%	79,2%	80,1%	79,2%	78,9%	79,4%	77,4%	74,1%	73,4%	82,9%
	CB	81,8%	0,012	81,8%	82,2%	83,4%	81,8%	80,9%	78,5%	80,4%	82,9%	82,3%	83,9%	81,9%	83,4%	82,0%	81,3%	81,2%	80,5%	81,9%	82,4%	81,0%
	SP	81,8%	0,017	82,6%	84,0%	83,3%	81,6%	80,6%	78,6%	80,9%	83,3%	84,0%	83,8%	82,1%	82,9%	80,8%	79,2%	78,4%	79,9%	82,5%	82,7%	82,6%
	LZ	81,7%	0,019	82,0%	83,4%	83,2%	81,6%	80,1%	78,3%	79,5%	82,8%	82,8%	84,2%	82,7%	83,9%	80,5%	80,3%	77,9%	79,1%	82,9%	83,5%	82,3%
CLMP_S/M (24,3)	HW	85,3%	0,042	91,5%	91,0%	89,6%	88,0%	88,3%	88,2%	87,0%	71,4%	86,7%	86,3%	86,6%	85,2%	83,7%	84,4%	83,8%	83,0%	82,3%	82,4%	83,6%
	NN	79,7%	0,021	80,4%	82,7%	81,1%	79,2%	77,4%	77,3%	77,9%	78,9%	81,2%	84,2%	80,5%	79,7%	77,8%	76,8%	77,9%	78,5%	79,3%	80,1%	79,5%
	LN	81,9%	0,015	79,0%	80,1%	82,9%	81,8%	83,0%	82,7%	82,9%	82,5%	80,9%	83,6%	81,2%	83,4%	83,2%	82,3%	81,8%	82,5%	81,7%	78,5%	80,2%
	CB	83,9%	0,009	84,7%	83,9%	84,8%	84,4%	83,3%	82,1%	82,8%	84,2%	85,2%	85,0%	84,0%	84,8%	83,4%	82,8%	84,1%	83,7%	83,8%	82,3%	83,9%
	SP	83,7%	0,010	83,6%	84,5%	84,7%	84,0%	84,5%	82,6%	82,8%	85,3%	85,3%	84,9%	83,1%	83,9%	82,8%	82,1%	83,8%	83,9%	82,2%	84,6%	83,8%
	LZ	83,6%	0,011	83,1%	84,0%	85,4%	84,2%	83,2%	82,3%	82,0%	84,2%	84,6%	85,1%	84,1%	84,9%	82,0%	83,4%	81,6%	83,4%	84,3%	82,5%	84,1%
CLMP_S/M/C (8,1)	HW	73,1%	0,063	83,6%	75,6%	76,1%	77,6%	76,9%	76,6%	73,9%	60,7%	79,6%	81,7%	76,8%	69,3%	67,2%	70,5%	68,9%	68,4%	65,7%	70,4%	77,3%
	NN	46,2%	0,138	62,9%	48,4%	38,4%	34,3%	34,6%	34,1%	36,7%	45,7%	61,2%	65,9%	61,0%	45,4%	36,2%	33,5%	36,4%	35,7%	38,7%	48,4%	61,8%
	LN	52,1%	0,055	46,0%	44,5%	49,6%	52,7%	54,8%	55,1%	55,5%	50,4%	48,0%	64,2%	48,6%	51,3%	54,7%	55,4%	53,3%	53,5%	48,8%	43,5%	47,1%
	CB	61,4%	0,025	60,4%	56,6%	60,9%	63,5%	63,2%	62,8%	57,2%	60,6%	61,7%	65,2%	61,5%	62,1%	62,7%	63,6%	63,2%	62,1%	61,1%	55,8%	59,4%
	SP	64,0%	0,048	63,9%	61,1%	63,0%	65,6%	64,8%	63,9%	64,6%	63,6%	65,6%	65,6%	65,1%	64,0%	64,1%	63,9%	63,4%	65,1%	64,7%	59,9%	63,2%
	LZ	64,0%	0,050	64,0%	61,0%	58,3%	65,7%	64,0%	63,8%	63,7%	64,1%	65,9%	66,2%	66,5%	64,2%	64,6%	65,0%	63,5%	64,9%	65,5%	61,2%	64,8%
CLMP_S/M/C (2,16)	HW	81,7%	0,043	88,9%	88,0%	86,3%	85,0%	83,9%	84,8%	84,0%	69,6%	83,9%	83,4%	83,5%	81,8%	79,6%	79,7%	78,4%	77,6%	79,7%	78,2%	79,7%
	NN	69,2%	0,055	74,4%	69,6%	71,5%	64,8%	63,7%	62,9%	64,3%	65,4%	74,5%	81,0%	73,5%	64,9%	63,6%	63,8%	65,6%	65,5%	69,8%	70,7%	80,2%
	LN	76,6%	0,017	73,7%	74,9%	77,5%	75,4%	76,9%	77,2%	76,8%	77,2%	74,7%	80,2%	75,8%	77,8%	78,0%	77,1%	76,0%	76,6%	74,4%	74,6%	80,6%
	CB	79,2%	0,015	80,8%	80,1%	80,6%	78,1%	78,3%	75,4%	78,0%	79,2%	81,1%	81,3%	80,7%	79,5%	78,3%	77,2%	77,6%	77,5%	79,9%	80,3%	80,3%
	SP	78,9%	0,022	80,6%	81,2%	79,9%	78,2%	77,2%	75,4%	77,3%	80,4%	82,5%	81,1%	80,2%	79,2%	76,9%	74,6%	75,3%	77,5%	80,4%	79,8%	80,6%
	LZ	78,8%	0,022	80,3%	81,1%	80,4%	77,7%	76,3%	74,9%	76,5%	78,8%	80,5%	81,1%	80,9%	79,5%	76,7%	75,9%	75,5%	76,1%	80,4%	80,9%	80,2%
CLMP_S/M/C (3,24)	HW	77,7%	0,048	85,6%	83,5%	83,9%	80,9%	82,2%	81,3%	80,9%	65,1%	81,3%	80,3%	77,7%	76,7%	75,4%	75,1%	75,5%	74,0%	74,5%	73,2%	75,2%
	NN	74,3%	0,016	75,5%	75,8%	75,4%	74,1%	71,7%	72,7%	72,9%	74,5%	74,9%	77,7%	74,7%	74,9%	72,9%	72,0%	74,4%	73,3%	73,6%	73,4%	77,5%
	LN	76,0%	0,014	73,1%	74,3%	77,0%	76,5%	77,5%	76,4%	76,4%	76,7%	75,4%	77,1%	74,5%	76,9%	77,0%	76,4%	76,9%	77,3%	75,9%	73,0%	77,6%
	CB	76,8%	0,010	75,8%	75,6%	77,2%	78,0%	78,3%	76,2%	76,3%	77,6%	77,0%	78,4%	75,6%	77,7%	76,8%	76,5%	77,7%	76,3%	77,3%	74,4%	76,3%
	SP	76,8%	0,011	75,8%	76,6%	77,2%	78,1%	78,5%	75,9%	76,8%	77,4%	77,8%	78,4%	75,0%	77,7%	76,3%	76,2%	75,3%	77,1%	78,0%	74,5%	75,9%
	LZ	76,7%	0,009	75,7%	76,9%	77,7%	77,6%	77,5%	76,6%	76,1%	77,0%	76,7%	78,2%	75,7%	78,0%	75,9%	77,2%	75,5%	77,0%	77,2%	74,9%	77,0%

		90 x 90 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP ₁ /M/C (8,1)	HW	61,1%	0,080	75,3%	63,2%	58,8%	60,6%	57,8%	59,0%	57,3%	50,4%	73,1%	73,4%	71,8%	58,4%	52,2%	53,3%	52,1%	51,7%	52,6%	55,7%	67,1%	68,3%
	NN	52,8%	0,060	58,4%	50,6%	48,1%	47,2%	47,0%	47,8%	49,2%	53,4%	59,7%	65,9%	59,1%	51,5%	48,3%	46,9%	49,3%	47,9%	47,0%	51,2%	57,7%	65,3%
	LN	51,6%	0,051	54,1%	49,7%	47,4%	48,5%	50,0%	50,3%	50,3%	49,0%	52,3%	64,9%	53,8%	52,6%	50,7%	50,6%	49,1%	48,3%	47,2%	47,1%	47,4%	65,8%
	CB	57,2%	0,041	62,1%	55,3%	51,7%	54,4%	56,0%	55,4%	55,0%	55,9%	59,6%	65,7%	60,9%	59,3%	55,6%	56,0%	55,7%	54,0%	51,3%	51,5%	60,0%	65,4%
	SP	58,0%	0,042	63,8%	55,8%	52,8%	56,1%	57,4%	56,9%	56,9%	57,3%	61,8%	66,0%	62,9%	59,7%	55,9%	56,8%	51,3%	56,3%	52,1%	52,2%	60,5%	64,8%
	LZ	58,5%	0,039	63,0%	56,1%	52,8%	55,8%	57,7%	57,4%	56,4%	57,1%	60,9%	66,3%	63,6%	60,1%	56,3%	58,0%	56,5%	56,0%	53,5%	52,3%	62,1%	65,5%
CLBP ₁ /M/C (16,2)	HW	69,2%	0,047	76,1%	78,3%	73,3%	71,4%	73,4%	73,3%	70,2%	60,4%	70,6%	73,0%	69,1%	69,3%	65,0%	64,0%	66,0%	63,8%	62,8%	65,8%	64,1%	69,0%
	NN	59,6%	0,047	63,5%	60,2%	58,0%	54,2%	54,5%	54,6%	55,4%	59,5%	64,9%	69,4%	63,1%	59,0%	56,4%	53,8%	55,5%	55,0%	57,5%	60,7%	63,3%	69,0%
	LN	60,5%	0,031	59,6%	60,2%	59,4%	57,4%	58,6%	58,3%	59,0%	59,4%	60,5%	68,5%	60,5%	60,4%	59,6%	58,4%	57,7%	57,8%	60,0%	63,4%	59,9%	69,0%
	CB	64,4%	0,141	64,0%	65,5%	63,4%	63,0%	63,6%	62,6%	62,6%	65,3%	64,5%	69,6%	63,7%	64,5%	63,4%	62,8%	64,2%	62,2%	63,0%	66,24%	64,1%	69,3%
	SP	65,1%	0,018	64,8%	65,9%	63,9%	63,7%	64,6%	63,2%	64,9%	66,7%	65,2%	69,6%	64,0%	65,4%	63,6%	63,2%	63,4%	64,4%	63,9%	67,9%	64,3%	68,9%
	LZ	65,5%	0,016	64,5%	67,2%	64,5%	64,1%	64,2%	64,4%	64,3%	66,1%	64,4%	69,3%	64,4%	66,2%	64,3%	65,0%	63,6%	64,1%	65,1%	67,7%	65,6%	69,1%
CLBP ₁ /M/C (24,3)	HW	70,0%	0,047	78,0%	77,5%	75,5%	72,7%	73,6%	73,7%	72,1%	58,2%	72,0%	71,8%	69,5%	68,5%	69,2%	65,4%	67,0%	66,2%	66,2%	65,5%	66,8%	67,1%
	NN	61,2%	0,041	63,9%	63,9%	62,3%	56,6%	56,4%	55,9%	56,7%	60,5%	65,6%	68,8%	63,8%	59,7%	57,9%	55,0%	57,5%	57,0%	61,1%	63,4%	65,3%	67,8%
	LN	65,4%	0,014	62,4%	65,8%	66,7%	63,8%	65,3%	65,5%	65,8%	64,4%	66,1%	68,1%	65,5%	65,4%	66,1%	65,0%	64,7%	64,7%	66,9%	62,9%	64,9%	68,0%
	CB	67,2%	0,013	66,5%	68,5%	68,6%	66,6%	66,9%	65,2%	65,7%	67,2%	69,1%	69,2%	66,6%	67,3%	66,3%	65,4%	67,1%	65,3%	68,1%	65,3%	67,9%	68,9%
	SP	66,9%	0,013	66,5%	68,5%	68,5%	66,4%	66,1%	65,3%	65,2%	66,6%	68,1%	68,9%	66,6%	66,9%	65,8%	65,3%	64,6%	65,6%	68,6%	66,2%	68,4%	68,3%
	LZ	68,4%	0,064	66,5%	68,5%	68,5%	66,4%	65,8%	65,3%	65,2%	66,6%	68,1%	68,9%	66,6%	66,9%	95,8%	65,3%	64,6%	65,6%	68,6%	66,2%	68,4%	68,2%
CLBP ₅ /M/C (8,1)	HW	66,2%	0,074	79,0%	74,8%	68,8%	64,6%	58,2%	61,8%	68,6%	58,4%	74,8%	77,5%	72,4%	66,8%	59,6%	58,1%	52,3%	56,9%	61,8%	61,7%	65,1%	72,8%
	NN	39,2%	0,130	54,9%	39,3%	29,4%	26,7%	27,0%	26,5%	29,6%	37,3%	56,3%	61,5%	55,2%	36,1%	29,1%	25,8%	27,8%	27,5%	29,2%	35,9%	55,7%	61,1%
	LN	41,5%	0,082	35,4%	31,1%	36,5%	42,2%	44,3%	46,4%	48,4%	38,4%	34,4%	60,6%	36,5%	38,1%	46,4%	46,4%	43,0%	41,9%	37,8%	30,0%	32,6%	60,7%
	CB	55,3%	0,059	49,7%	44,5%	51,1%	58,9%	59,4%	59,3%	62,9%	56,8%	49,7%	62,0%	52,0%	57,3%	62,7%	60,6%	59,7%	56,8%	53,3%	43,9%	46,6%	60,9%
	SP	60,7%	0,034	56,9%	53,6%	59,0%	61,6%	61,0%	62,2%	65,5%	63,3%	58,6%	63,6%	61,9%	65,7%	65,0%	62,3%	60,6%	59,9%	61,4%	53,5%	56,7%	60,2%
	LZ	60,6%	0,033	56,9%	53,6%	59,0%	61,6%	61,0%	62,2%	65,5%	63,3%	58,6%	62,6%	61,9%	65,7%	65,0%	62,3%	60,6%	59,9%	61,4%	53,5%	56,7%	60,4%
CLBP ₅ /M/C (16,2)	HW	80,7%	0,045	88,6%	87,7%	85,5%	84,8%	81,8%	82,5%	83,4%	69,3%	84,3%	83,1%	80,4%	79,3%	77,7%	78,5%	77,0%	77,3%	76,9%	76,3%	75,9%	79,6%
	NN	57,2%	0,085	63,0%	56,1%	55,8%	49,1%	48,1%	48,0%	50,6%	54,7%	66,2%	75,8%	63,8%	53,8%	50,2%	47,9%	49,0%	49,1%	55,7%	59,1%	64,5%	75,1%
	LN	62,3%	0,051	56,3%	57,1%	62,1%	59,8%	60,8%	62,7%	66,8%	64,0%	58,8%	74,4%	59,8%	64,5%	67,0%	62,5%	60,0%	59,9%	60,3%	55,8%	56,5%	74,6%
	CB	73,9%	0,015	73,8%	73,4%	75,2%	73,1%	72,7%	70,8%	73,9%	76,0%	75,3%	76,1%	74,0%	76,8%	74,4%	72,4%	73,3%	71,5%	73,8%	71,9%	73,2%	74,9%
	SP	73,2%	0,025	74,3%	75,5%	74,9%	71,9%	71,5%	69,5%	70,3%	73,8%	75,1%	76,1%	74,8%	75,8%	70,9%	69,4%	68,0%	70,0%	74,3%	74,0%	75,5%	74,8%
	LZ	73,1%	0,025	74,3%	75,5%	74,9%	71,9%	70,7%	69,5%	70,3%	73,8%	75,1%	76,1%	74,8%	75,8%	70,9%	69,4%	68,0%	70,0%	74,3%	74,0%	75,5%	74,8%

		90 x 90 pixels																					
	Desvio Padrão	Média																					
		10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°		
CLBP _S _M/C (24,3)	HW	82,4%	89,5%	89,3%	87,5%	86,7%	84,5%	85,4%	84,9%	70,5%	85,9%	84,4%	82,8%	81,2%	79,7%	79,6%	78,8%	79,2%	78,4%	78,0%	77,5%	80,3%	
	NN	66,4%	0,070	71,5%	72,1%	66,3%	60,3%	58,6%	58,0%	59,3%	63,8%	73,5%	79,0%	72,6%	63,7%	59,6%	57,0%	59,5%	59,7%	65,4%	71,0%	72,7%	78,5%
	LN	67,6%	0,057	59,7%	59,1%	67,5%	67,6%	69,3%	71,1%	73,1%	69,1%	63,3%	78,2%	63,9%	70,4%	72,4%	69,8%	68,4%	67,7%	65,4%	57,7%	59,6%	78,8%
	CB	77,4%	0,017	79,2%	77,2%	78,1%	76,4%	76,3%	74,4%	75,4%	78,8%	80,0%	80,0%	79,1%	79,7%	75,4%	75,2%	76,4%	75,4%	77,9%	76,3%	77,5%	78,1%
	SP	76,8%	0,025	78,7%	79,1%	77,9%	75,1%	74,9%	72,9%	74,0%	77,8%	80,3%	80,1%	79,3%	77,6%	72,6%	72,7%	73,2%	75,2%	77,7%	78,1%	78,6%	78,3%
	LZ	76,4%	0,030	79,3%	79,3%	78,0%	75,2%	74,4%	73,3%	71,4%	76,4%	79,1%	79,7%	78,9%	77,0%	72,0%	71,7%	71,5%	73,4%	77,5%	78,0%	79,5%	78,7%
CLBP _S _M (8,1)	HW	63,3%	0,093	78,4%	65,6%	62,1%	62,5%	54,4%	57,7%	58,2%	52,7%	77,3%	81,2%	72,2%	63,7%	52,0%	56,4%	51,0%	55,9%	55,1%	57,6%	70,0%	74,3%
	NN	27,7%	0,138	46,8%	23,5%	16,9%	16,3%	16,3%	16,1%	16,9%	23,0%	46,7%	51,4%	46,5%	22,7%	16,8%	15,7%	16,4%	16,5%	15,1%	23,2%	44,9%	50,5%
	LN	29,6%	0,081	25,4%	21,0%	23,2%	27,9%	30,5%	31,7%	34,4%	26,3%	25,0%	50,5%	25,3%	28,3%	34,6%	32,9%	29,7%	28,5%	23,1%	19,1%	23,2%	50,0%
	CB	44,1%	0,067	38,7%	32,7%	38,5%	49,0%	50,3%	49,8%	49,9%	44,7%	38,4%	51,7%	41,1%	46,7%	51,0%	51,2%	49,3%	47,2%	38,7%	30,7%	34,6%	50,7%
	SP	48,7%	0,045	46,8%	40,5%	44,3%	51,7%	52,4%	51,9%	52,7%	50,8%	47,0%	51,5%	49,8%	51,9%	53,5%	53,9%	50,9%	43,9%	37,8%	43,0%	50,4%	
	LZ	49,4%	0,042	44,9%	40,9%	45,5%	51,7%	52,6%	52,5%	53,3%	51,3%	47,9%	51,0%	50,8%	53,9%	54,0%	54,2%	51,7%	51,1%	46,4%	40,1%	45,4%	50,4%
CLBP _S _M (16,2)	HW	82,3%	0,051	88,3%	91,5%	87,8%	85,5%	84,1%	86,1%	84,8%	71,7%	84,2%	87,1%	84,1%	82,5%	77,3%	77,4%	77,6%	76,9%	75,7%	77,7%	77,2%	83,7%
	NN	54,7%	0,098	60,6%	54,4%	54,9%	46,2%	45,6%	44,6%	48,3%	50,0%	63,3%	78,1%	62,2%	49,1%	46,8%	43,8%	45,4%	45,9%	54,1%	56,0%	59,6%	76,6%
	LN	52,9%	0,118	36,0%	38,1%	50,5%	53,5%	56,1%	58,1%	63,7%	57,6%	41,7%	77,3%	42,7%	57,3%	62,9%	58,9%	55,6%	53,8%	46,7%	37,2%	35,3%	76,0%
	CB	73,9%	0,038	69,0%	69,6%	74,1%	76,2%	76,0%	73,9%	75,5%	79,5%	70,8%	79,1%	70,0%	79,8%	75,9%	74,6%	75,7%	74,4%	72,4%	68,7%	65,9%	76,7%
	SP	74,9%	0,026	72,1%	75,2%	77,1%	75,2%	68,8%	72,9%	72,9%	78,8%	75,0%	78,8%	75,9%	79,8%	73,6%	72,2%	72,7%	74,7%	77,2%	75,6%	73,2%	76,5%
	LZ	75,3%	0,022	72,1%	75,2%	77,1%	75,2%	74,3%	72,9%	72,9%	78,8%	75,0%	78,8%	75,9%	79,8%	74,6%	72,2%	72,7%	74,7%	77,2%	75,6%	73,2%	76,5%
CLBP _S _M (24,3)	HW	84,0%	0,047	90,8%	90,9%	89,3%	88,5%	87,5%	87,4%	86,7%	71,9%	85,0%	86,0%	84,6%	84,4%	80,3%	82,0%	80,1%	80,7%	78,4%	78,9%	80,3%	83,1%
	NN	60,8%	0,107	69,9%	62,3%	53,1%	53,1%	51,4%	49,8%	50,1%	55,4%	71,5%	83,0%	69,1%	55,8%	49,9%	48,2%	50,6%	52,1%	60,8%	71,2%	69,1%	80,8%
	LN	72,7%	0,042	66,0%	66,6%	74,4%	74,8%	72,9%	73,4%	74,6%	74,0%	70,4%	81,5%	71,8%	75,4%	73,2%	72,1%	72,9%	74,1%	74,0%	65,3%	66,6%	80,9%
	CB	78,4%	0,039	82,8%	81,6%	80,3%	75,7%	75,2%	71,8%	72,9%	78,7%	83,2%	82,7%	82,2%	78,8%	72,0%	72,7%	75,2%	75,3%	81,2%	80,3%	81,6%	80,5%
	SP	76,7%	0,049	81,4%	82,1%	80,0%	73,1%	72,6%	69,9%	70,6%	77,0%	82,8%	82,8%	81,9%	76,0%	69,5%	69,1%	71,8%	74,8%	79,9%	74,0%	81,8%	81,4%
	LZ	76,3%	0,055	81,4%	82,3%	79,5%	73,7%	71,4%	69,4%	67,8%	74,5%	81,3%	82,1%	81,1%	75,9%	68,5%	67,8%	68,8%	73,3%	79,4%	81,5%	81,7%	81,2%
CLBP _S _M/C (8,1)	HW	72,2%	0,072	86,2%	79,2%	73,3%	71,6%	65,5%	68,7%	71,0%	62,1%	82,3%	83,5%	79,1%	71,7%	63,9%	65,1%	62,5%	64,9%	66,5%	68,4%	73,3%	78,5%
	NN	43,1%	0,148	63,7%	46,4%	30,7%	27,6%	28,2%	27,6%	31,2%	43,9%	64,4%	62,1%	63,6%	43,9%	30,2%	26,6%	28,6%	28,2%	30,7%	45,3%	63,0%	61,2%
	LN	45,2%	0,068	40,0%	37,5%	40,9%	43,4%	46,0%	48,3%	51,4%	43,6%	40,4%	61,0%	40,8%	45,0%	51,2%	47,9%	45,0%	44,3%	41,1%	35,2%	38,2%	61,5%
	CB	57,8%	0,050	51,9%	49,8%	53,4%	61,5%	62,1%	62,5%	63,1%	59,5%	53,7%	62,7%	53,8%	59,7%	63,2%	63,5%	62,2%	59,8%	54,5%	48,5%	50,6%	61,4%
	SP	62,1%	0,037	57,8%	56,5%	59,2%	65,1%	65,4%	66,3%	67,2%	65,2%	60,9%	62,3%	60,1%	64,6%	66,2%	66,5%	63,8%	64,5%	59,8%	54,8%	57,2%	60,9%
	LZ	63,1%	0,035	57,8%	57,5%	60,3%	65,6%	65,7%	66,4%	67,4%	65,6%	61,2%	63,1%	62,2%	66,9%	67,3%	68,1%	64,8%	64,8%	62,4%	56,3%	59,8%	60,9%

		90 x 90 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP _S /M/C (16,2)	HW	83,5%	0,044	88,9%	91,1%	87,2%	87,1%	86,8%	87,0%	84,8%	71,1%	84,4%	86,3%	83,3%	84,1%	80,4%	81,4%	80,5%	80,5%	78,9%	80,6%	78,3%	83,6%
	NN	67,9%	0,074	74,5%	68,4%	69,0%	60,4%	59,6%	59,2%	62,6%	65,8%	75,3%	82,4%	76,6%	63,7%	61,1%	58,5%	61,0%	60,5%	67,3%	69,0%	74,6%	81,1%
	LN	66,5%	0,077	55,3%	56,0%	66,1%	66,9%	68,5%	70,2%	74,5%	69,0%	59,9%	81,2%	59,9%	69,6%	73,5%	69,9%	67,8%	67,4%	63,8%	55,7%	55,1%	81,5%
	CB	80,3%	0,016	77,9%	78,5%	80,2%	80,7%	80,8%	80,0%	81,8%	82,1%	79,9%	83,2%	78,6%	82,9%	81,2%	80,2%	81,4%	79,9%	79,5%	79,0%	77,0%	81,6%
	SP	77,2%	0,031	80,0%	80,2%	78,2%	74,8%	75,1%	72,2%	73,6%	77,2%	81,2%	80,7%	80,6%	76,8%	72,0%	72,0%	74,0%	76,2%	78,8%	79,8%	80,0%	79,4%
CLBP _S /M/C (24,3)	LZ	81,0%	0,013	79,0%	81,7%	81,9%	81,4%	80,3%	80,2%	79,8%	82,0%	81,0%	83,4%	80,3%	83,2%	80,1%	80,0%	78,6%	79,9%	82,0%	81,8%	80,1%	81,7%
	HW	81,3%	0,046	89,4%	88,5%	86,6%	84,9%	85,3%	85,4%	83,5%	69,1%	82,5%	82,2%	81,2%	80,2%	77,9%	78,7%	77,3%	78,7%	77,4%	77,8%	78,8%	78,6%
	NN	68,1%	0,065	73,3%	72,3%	69,0%	61,6%	61,8%	60,0%	61,0%	65,1%	75,1%	79,8%	73,6%	64,8%	61,2%	59,5%	62,1%	62,1%	67,8%	72,9%	74,1%	79,0%
	LN	77,1%	0,015	75,2%	74,9%	78,3%	76,9%	76,9%	77,5%	77,4%	77,7%	77,2%	79,4%	78,3%	78,7%	77,0%	76,0%	76,6%	78,0%	78,8%	74,1%	75,3%	79,7%
	CB	78,3%	0,026	81,2%	80,0%	79,5%	76,6%	76,0%	73,7%	74,9%	77,9%	81,9%	80,8%	82,1%	78,6%	74,3%	74,5%	76,6%	75,9%	79,7%	79,9%	80,0%	79,6%
CLBP _S /M/C	SP	81,0%	0,012	79,4%	81,0%	81,3%	80,7%	80,9%	79,8%	81,4%	83,4%	81,5%	83,2%	80,2%	83,1%	79,9%	79,8%	79,7%	81,1%	81,0%	80,9%	79,2%	81,9%
	LZ	76,7%	0,033	80,3%	80,1%	78,2%	75,1%	74,8%	72,4%	71,8%	75,4%	79,4%	80,3%	80,2%	76,3%	71,4%	72,5%	71,7%	74,2%	78,5%	78,8%	79,9%	79,4%

	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°
SLMP_M (8,1)	HW	67,7%	0,039	71,5%	66,8%	63,8%	64,6%	65,8%	65,2%	64,9%	67,6%	71,3%	75,6%	71,1%	66,7%	63,6%	65,0%	64,7%	63,6%	66,6%	71,9%	77,2%
	NN	33,4%	0,175	57,5%	32,0%	21,4%	17,6%	18,4%	17,8%	20,7%	29,2%	58,2%	60,4%	58,1%	28,2%	20,1%	17,5%	18,6%	18,1%	21,5%	32,0%	59,8%
	LN	37,8%	0,087	30,5%	27,7%	33,4%	38,0%	38,8%	38,8%	40,9%	36,5%	32,1%	60,4%	33,3%	36,6%	41,0%	40,1%	38,5%	38,4%	32,3%	27,3%	29,5%
	CB	52,3%	0,055	45,3%	42,5%	49,3%	56,5%	56,9%	55,7%	53,9%	52,2%	47,8%	60,4%	49,1%	52,5%	54,9%	56,7%	56,9%	57,4%	49,9%	42,5%	44,8%
	SP	56,7%	0,039	52,6%	49,1%	55,6%	61,1%	61,1%	58,7%	57,2%	56,8%	54,3%	60,4%	56,0%	56,9%	58,5%	55,0%	60,6%	62,3%	55,9%	49,1%	51,7%
	LZ	57,9%	0,030	54,9%	51,1%	57,4%	61,2%	61,2%	58,1%	57,1%	58,2%	56,9%	60,4%	57,9%	58,2%	58,6%	59,5%	60,2%	62,4%	57,7%	51,7%	54,0%
SLMP_M (16,2)	HW	84,8%	0,008	84,2%	85,9%	84,7%	84,7%	84,3%	84,9%	84,9%	86,3%	85,2%	85,6%	84,1%	85,0%	84,6%	84,1%	83,3%	83,5%	84,1%	85,1%	85,6%
	NN	54,6%	0,133	64,2%	52,5%	56,3%	43,9%	42,8%	41,5%	44,0%	46,3%	68,5%	83,7%	65,9%	45,8%	43,7%	41,6%	43,6%	44,2%	55,4%	68,2%	84,3%
	LN	65,2%	0,110	47,9%	49,6%	63,6%	68,4%	70,9%	69,9%	73,1%	70,0%	52,2%	83,7%	52,5%	69,9%	74,3%	70,7%	70,6%	70,2%	62,5%	51,5%	48,2%
	CB	79,6%	0,036	76,2%	79,2%	83,7%	78,1%	77,5%	74,5%	77,9%	84,6%	79,8%	83,7%	80,3%	84,4%	79,9%	76,1%	77,0%	80,2%	83,1%	80,8%	70,5%
	SP	79,9%	0,042	80,2%	82,2%	84,2%	75,9%	74,7%	72,0%	75,2%	83,7%	82,2%	83,7%	82,5%	83,7%	76,9%	73,4%	74,5%	78,4%	83,6%	84,5%	81,7%
	LZ	79,0%	0,053	81,4%	83,1%	83,5%	74,2%	72,3%	69,1%	72,7%	82,3%	82,4%	83,7%	82,8%	82,6%	74,6%	70,6%	72,1%	76,5%	83,2%	85,3%	82,6%
SLMP_M (24,3)	HW	85,9%	0,005	85,5%	85,8%	85,5%	86,0%	85,2%	85,9%	85,8%	86,8%	86,8%	85,8%	85,8%	86,0%	86,2%	85,7%	85,2%	85,4%	85,5%	86,0%	87,0%
	NN	73,8%	0,059	74,7%	79,1%	74,8%	69,7%	68,6%	65,8%	66,9%	70,8%	79,0%	85,9%	76,3%	71,5%	68,0%	67,4%	68,5%	70,5%	74,7%	80,5%	85,8%
	LN	79,3%	0,031	73,7%	74,7%	80,9%	78,6%	79,1%	77,1%	78,5%	81,9%	79,0%	85,9%	78,7%	82,9%	78,8%	78,6%	79,0%	80,4%	80,4%	76,1%	75,9%
	CB	83,0%	0,028	83,8%	84,6%	85,0%	80,7%	80,3%	77,7%	78,6%	84,0%	86,0%	85,9%	85,5%	84,9%	79,3%	79,0%	80,4%	82,4%	85,0%	85,6%	85,7%
	SP	82,9%	0,032	84,3%	85,2%	84,7%	80,4%	79,7%	77,2%	77,7%	83,7%	86,3%	85,9%	86,3%	84,8%	78,4%	78,3%	79,9%	81,8%	84,8%	86,2%	85,8%
	LZ	82,6%	0,036	84,5%	85,5%	84,5%	79,8%	78,9%	76,3%	77,1%	83,2%	86,4%	85,9%	86,3%	84,1%	77,8%	77,7%	79,1%	81,3%	84,9%	86,2%	85,8%
CLMP_M/C (8,1)	HW	75,4%	0,023	76,6%	68,5%	74,7%	74,9%	76,6%	75,6%	74,0%	74,5%	77,0%	78,0%	76,5%	73,5%	74,4%	75,4%	75,8%	75,1%	74,6%	74,4%	80,1%
	NN	69,7%	0,040	73,6%	70,0%	65,9%	64,8%	66,5%	65,9%	66,7%	70,9%	74,6%	74,9%	74,8%	70,5%	66,7%	65,3%	65,8%	66,0%	67,3%	71,6%	75,4%
	LN	70,0%	0,024	70,8%	68,2%	68,8%	67,7%	68,0%	68,0%	68,3%	69,2%	71,7%	74,9%	71,8%	69,2%	68,4%	68,3%	68,2%	69,5%	69,5%	69,8%	73,0%
	CB	74,2%	0,014	75,2%	73,3%	73,2%	72,3%	73,4%	72,7%	72,6%	74,1%	76,1%	74,9%	76,4%	73,9%	73,0%	72,6%	72,7%	74,0%	74,7%	74,4%	77,1%
	SP	75,5%	0,012	76,1%	74,4%	74,7%	73,8%	75,1%	74,3%	74,2%	76,1%	77,0%	74,9%	78,0%	75,7%	74,7%	74,6%	74,4%	75,5%	76,0%	75,5%	77,8%
	LZ	75,9%	0,011	76,8%	74,9%	75,3%	74,2%	75,4%	75,0%	75,0%	75,8%	77,5%	74,9%	78,1%	76,3%	75,5%	74,8%	75,1%	76,2%	76,7%	75,7%	78,5%
CLMP_M/C (16,2)	HW	78,6%	0,005	78,9%	79,0%	78,9%	77,8%	78,8%	78,0%	77,9%	78,6%	79,1%	79,3%	78,3%	78,5%	78,8%	78,3%	78,1%	77,8%	79,0%	78,2%	79,4%
	NN	75,2%	0,024	75,8%	75,6%	75,4%	72,6%	73,5%	72,6%	72,1%	73,8%	77,0%	79,2%	76,5%	74,1%	72,5%	73,2%	73,3%	74,5%	76,4%	77,2%	78,3%
	LN	76,3%	0,023	76,7%	77,4%	76,9%	73,1%	74,5%	73,2%	73,4%	76,3%	77,9%	79,2%	78,1%	76,3%	74,5%	73,5%	73,6%	75,0%	77,1%	78,7%	79,2%
	CB	78,2%	0,016	78,4%	79,0%	78,5%	75,7%	77,5%	76,0%	76,2%	78,5%	79,7%	79,2%	79,6%	78,7%	76,1%	76,3%	76,1%	77,6%	79,3%	80,5%	80,4%
	SP	78,4%	0,014	78,5%	78,9%	78,6%	76,0%	77,6%	76,3%	76,5%	78,6%	79,3%	79,2%	79,5%	79,0%	76,8%	77,2%	76,8%	78,2%	79,3%	80,2%	80,4%
	LZ	78,5%	0,013	78,4%	79,0%	78,7%	76,0%	77,7%	76,6%	77,0%	78,8%	79,3%	79,2%	79,6%	79,0%	77,3%	77,5%	77,1%	78,5%	79,4%	80,5%	80,6%

		110 x 110 pixels															
	Média	Desvio Padrão															
			10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°
CLMP_M/C (24.3)	HW	76,4%	76,9%	77,0%	76,3%	76,2%	76,8%	76,3%	76,4%	76,7%	76,5%	75,8%	76,2%	75,9%	76,5%	75,9%	75,9%
	NN	73,4%	74,7%	75,4%	74,6%	69,9%	69,9%	69,0%	69,6%	72,0%	76,0%	77,1%	76,4%	72,8%	70,7%	69,3%	70,7%
	LN	73,3%	74,2%	74,6%	74,2%	69,9%	70,0%	68,8%	69,8%	73,1%	75,9%	77,1%	75,7%	73,8%	70,7%	70,1%	70,4%
	CB	75,0%	75,6%	76,6%	76,0%	72,2%	72,1%	71,4%	71,7%	74,5%	76,6%	77,1%	77,2%	75,6%	72,7%	72,3%	73,0%
	SP	75,3%	75,8%	76,5%	76,2%	72,8%	72,4%	71,7%	72,0%	74,8%	76,9%	77,1%	77,4%	76,0%	73,2%	72,7%	73,2%
	LZ	75,4%	75,9%	76,5%	76,4%	73,0%	72,7%	72,0%	72,3%	74,8%	77,1%	77,1%	77,5%	76,3%	73,3%	72,9%	73,4%
CLMP_S_M/C (8.1)	HW	77,6%	78,7%	76,9%	76,2%	77,5%	78,9%	77,6%	75,3%	76,1%	79,1%	81,4%	78,8%	75,2%	75,6%	76,7%	78,2%
	NN	70,7%	76,2%	71,9%	67,5%	64,3%	64,9%	64,4%	66,1%	71,4%	78,0%	78,3%	77,5%	71,3%	65,8%	64,8%	65,4%
	LN	69,7%	70,8%	66,4%	67,5%	67,2%	68,0%	67,3%	68,2%	68,0%	71,7%	78,3%	71,9%	68,6%	67,8%	68,1%	67,6%
	CB	75,1%	77,0%	73,5%	73,3%	73,2%	74,3%	73,3%	72,7%	74,3%	78,2%	78,3%	78,2%	74,2%	73,3%	73,8%	74,8%
	SP	76,5%	78,5%	74,9%	74,8%	75,7%	74,8%	74,4%	75,2%	79,5%	79,5%	78,3%	79,7%	76,0%	74,9%	75,7%	75,1%
	LZ	76,9%	78,9%	75,2%	75,3%	75,1%	76,4%	75,7%	74,8%	76,0%	80,1%	78,3%	80,0%	76,1%	75,1%	75,9%	75,8%
CLMP_S_M/C (16.2)	HW	85,7%	86,8%	84,5%	86,3%	84,1%	82,1%	84,5%	86,2%	85,4%	87,3%	86,7%	86,5%	85,6%	86,6%	85,7%	82,3%
	NN	69,7%	72,2%	68,8%	70,4%	63,8%	63,9%	62,7%	64,0%	66,2%	73,5%	86,8%	73,2%	66,4%	64,2%	63,6%	64,3%
	LN	83,3%	81,8%	82,8%	84,8%	80,9%	80,7%	79,7%	82,9%	83,8%	84,0%	86,8%	84,2%	85,1%	83,9%	80,7%	80,2%
	CB	84,1%	85,9%	86,7%	86,8%	80,7%	78,7%	77,3%	81,3%	83,8%	87,4%	86,8%	87,6%	86,0%	83,1%	78,8%	78,5%
	SP	83,4%	86,2%	87,0%	86,2%	79,1%	77,2%	75,5%	79,7%	82,8%	87,8%	86,8%	87,8%	85,4%	81,4%	77,3%	76,7%
	LZ	82,9%	86,3%	87,0%	86,1%	78,1%	76,2%	74,6%	78,7%	82,3%	87,9%	86,8%	87,9%	84,7%	80,3%	76,3%	76,0%
CLMP_S_M/C (24.3)	HW	86,3%	86,0%	86,2%	85,0%	85,9%	85,4%	86,3%	86,0%	86,9%	87,1%	86,9%	86,2%	86,9%	85,8%	86,4%	85,9%
	NN	77,5%	79,8%	83,2%	79,0%	72,6%	71,4%	69,0%	70,4%	75,1%	82,8%	87,0%	81,1%	76,5%	71,4%	70,6%	71,8%
	LN	84,1%	80,9%	81,6%	84,4%	83,1%	83,5%	82,6%	82,6%	85,3%	85,1%	87,0%	84,6%	86,5%	83,1%	83,4%	83,8%
	CB	84,2%	85,8%	86,2%	85,3%	81,1%	81,0%	79,0%	79,4%	84,4%	87,9%	87,0%	87,3%	85,6%	80,1%	80,2%	81,0%
	SP	83,6%	85,9%	86,3%	84,8%	80,3%	79,8%	77,7%	78,4%	83,8%	87,7%	87,0%	87,1%	85,0%	79,0%	78,6%	80,0%
	LZ	83,1%	85,9%	86,4%	84,5%	79,3%	78,7%	76,7%	77,3%	82,9%	87,5%	87,0%	87,0%	84,5%	78,1%	77,7%	78,8%
CLMP_S/M (8.1)	HW	76,0%	79,5%	74,1%	74,2%	74,0%	73,1%	75,8%	75,0%	74,6%	79,4%	82,6%	79,1%	73,5%	73,4%	72,9%	70,9%
	NN	40,7%	59,7%	39,4%	30,8%	28,1%	29,6%	28,2%	29,4%	37,7%	59,6%	62,6%	60,0%	37,0%	29,4%	27,9%	29,3%
	LN	46,0%	38,6%	36,1%	43,2%	47,9%	48,6%	50,5%	51,0%	43,7%	38,9%	62,6%	39,6%	43,6%	48,2%	51,3%	48,5%
	CB	59,4%	52,7%	51,0%	58,0%	64,8%	63,2%	63,1%	63,0%	60,1%	54,4%	62,6%	55,2%	59,8%	64,1%	65,2%	62,7%
	SP	63,5%	59,9%	56,7%	63,3%	68,7%	65,3%	64,2%	65,1%	64,3%	62,0%	62,6%	62,6%	64,0%	66,5%	68,2%	64,8%
	LZ	64,3%	61,8%	58,7%	65,1%	68,9%	65,2%	63,7%	65,4%	64,9%	63,9%	62,6%	64,5%	65,6%	66,3%	68,2%	65,1%

		110 x 110 pixels																					
	Desvio Padrão	Média	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLMP_S/M (16,2)	HW	88,6%	89,8%	88,8%	87,7%	87,9%	87,9%	88,0%	87,2%	89,0%	89,4%	89,0%	88,7%	88,8%	88,2%	87,8%	87,9%	88,6%	88,0%	88,9%	90,2%	90,1%	
	NN	73,0%	0,064	76,5%	71,0%	74,8%	67,5%	67,7%	66,4%	68,8%	68,7%	79,3%	86,7%	79,1%	67,4%	67,5%	66,5%	68,0%	68,8%	75,2%	73,1%	79,5%	87,5%
	LN	80,5%	0,029	77,9%	76,3%	80,5%	80,9%	81,3%	79,9%	81,5%	82,1%	76,8%	86,7%	77,9%	82,3%	81,9%	81,5%	81,5%	81,3%	79,4%	77,8%	76,1%	87,5%
	CB	85,1%	0,012	82,9%	84,5%	85,3%	84,8%	83,0%	83,7%	86,4%	84,8%	86,7%	85,0%	86,5%	85,2%	85,0%	84,2%	84,7%	86,1%	86,1%	85,2%	87,5%	
	SP	85,8%	0,012	85,0%	85,5%	86,4%	84,8%	84,7%	83,2%	84,1%	86,8%	86,3%	86,7%	86,4%	87,5%	85,3%	84,7%	84,6%	85,0%	87,0%	87,3%	87,1%	87,5%
	LZ	85,8%	0,014	85,4%	86,1%	86,5%	84,6%	84,7%	82,7%	84,1%	86,9%	86,9%	84,7%	86,7%	87,7%	85,5%	84,4%	84,1%	84,6%	87,3%	87,6%	87,7%	87,5%
CLMP_S/M (24,3)	HW	89,7%	0,004	89,9%	89,8%	89,6%	89,6%	89,9%	89,2%	89,7%	89,6%	90,1%	88,6%	89,6%	89,8%	89,4%	89,5%	89,1%	90,0%	89,4%	89,7%	90,4%	
	NN	85,8%	0,017	86,0%	86,8%	86,4%	84,7%	84,9%	82,8%	83,7%	84,7%	86,8%	89,3%	87,6%	86,3%	84,4%	83,4%	84,3%	84,9%	86,0%	86,7%	86,8%	89,3%
	LN	86,1%	0,017	83,2%	82,6%	86,2%	86,5%	86,8%	86,0%	86,8%	86,8%	84,4%	89,3%	85,2%	87,6%	86,8%	86,7%	86,5%	87,5%	86,4%	83,7%	84,1%	89,3%
	CB	88,6%	0,007	87,4%	87,3%	89,3%	88,6%	88,8%	87,6%	87,7%	88,6%	88,8%	89,3%	89,0%	89,9%	88,3%	88,2%	88,6%	88,7%	89,3%	88,0%	88,5%	89,3%
	SP	88,7%	0,007	87,8%	87,8%	89,5%	88,4%	88,6%	87,1%	87,8%	88,9%	89,2%	89,3%	89,3%	89,8%	87,5%	88,4%	88,6%	88,8%	89,5%	88,5%	88,8%	89,3%
	LZ	88,7%	0,008	87,9%	88,0%	89,4%	88,5%	88,3%	87,1%	87,5%	88,6%	89,3%	89,3%	89,5%	89,7%	87,5%	88,4%	88,2%	89,0%	89,7%	88,6%	89,3%	89,3%
CLMP_S/M/C (8,1)	HW	75,0%	0,045	77,9%	71,2%	72,4%	75,2%	75,8%	75,3%	72,4%	72,2%	77,9%	80,3%	77,3%	70,8%	71,6%	74,7%	74,4%	75,5%	72,1%	71,4%	78,3%	82,5%
	NN	47,8%	0,155	65,6%	48,0%	38,4%	35,5%	36,0%	35,2%	37,1%	46,3%	66,4%	67,7%	66,2%	46,1%	37,0%	35,0%	36,3%	35,9%	39,1%	48,8%	67,3%	68,8%
	LN	55,6%	0,057	48,9%	47,0%	54,0%	57,1%	57,4%	58,0%	59,1%	54,0%	52,0%	67,7%	50,8%	53,9%	56,9%	58,7%	57,6%	59,1%	53,4%	47,4%	49,5%	68,8%
	CB	64,6%	0,058	62,1%	59,3%	64,2%	66,7%	64,8%	65,7%	65,3%	62,9%	63,8%	67,7%	63,7%	63,9%	65,1%	66,8%	65,1%	67,1%	65,0%	60,1%	63,2%	68,8%
	SP	67,1%	0,051	66,6%	63,3%	66,5%	68,9%	66,6%	66,2%	67,0%	65,6%	68,5%	67,7%	68,5%	66,4%	66,6%	68,4%	66,9%	68,9%	68,5%	63,6%	67,7%	68,8%
	LZ	67,6%	0,049	67,6%	64,6%	67,4%	68,9%	66,9%	66,2%	67,5%	66,3%	69,2%	67,7%	69,6%	66,8%	66,8%	68,6%	67,0%	68,5%	69,3%	65,4%	69,2%	68,8%
CLMP_S/M/C (2,16)	HW	85,1%	0,005	85,4%	85,5%	85,1%	84,5%	84,7%	84,8%	84,9%	85,6%	85,3%	85,6%	84,1%	84,9%	84,9%	84,6%	84,7%	84,9%	85,6%	85,4%	85,7%	86,5%
	NN	75,2%	0,048	78,8%	74,3%	76,3%	71,5%	71,4%	70,4%	70,4%	71,6%	80,3%	84,5%	79,8%	72,4%	69,6%	70,0%	71,8%	72,9%	76,4%	76,6%	80,8%	85,1%
	LN	80,1%	0,021	79,8%	76,2%	79,6%	78,5%	79,5%	79,9%	80,7%	80,7%	77,9%	84,5%	78,3%	82,2%	81,5%	80,4%	80,0%	80,4%	79,5%	78,7%	77,7%	85,1%
	CB	83,3%	0,023	81,9%	83,0%	83,8%	82,0%	82,3%	81,3%	81,9%	83,7%	83,9%	84,5%	84,6%	84,5%	82,5%	81,7%	82,8%	82,8%	84,1%	85,2%	84,5%	85,1%
	SP	83,8%	0,015	83,9%	84,1%	84,4%	82,2%	82,8%	81,0%	81,8%	84,0%	85,4%	84,5%	85,0%	85,7%	82,7%	81,3%	82,5%	82,7%	85,0%	86,2%	85,5%	85,1%
	LZ	83,7%	0,017	83,7%	84,3%	84,5%	82,1%	82,1%	80,8%	81,6%	83,7%	85,5%	84,5%	85,8%	85,2%	82,4%	81,4%	81,6%	82,6%	85,0%	86,7%	86,0%	85,1%
CLMP_S/M/C (3,24)	HW	83,6%	0,007	83,8%	82,6%	83,6%	83,8%	84,0%	82,5%	83,8%	82,9%	83,0%	84,6%	82,4%	82,8%	84,3%	83,1%	84,2%	83,4%	84,4%	83,1%	84,3%	84,9%
	NN	80,8%	0,013	80,5%	80,8%	80,6%	79,9%	80,0%	78,1%	78,7%	80,8%	82,0%	83,1%	82,1%	82,0%	80,1%	79,6%	80,0%	79,8%	81,0%	80,8%	82,0%	83,1%
	LN	81,0%	0,017	76,8%	78,3%	81,6%	81,1%	82,0%	81,1%	81,7%	82,0%	80,7%	83,1%	79,3%	82,6%	81,9%	81,2%	81,9%	82,1%	81,5%	77,7%	80,0%	83,1%
	CB	82,4%	0,011	79,4%	80,8%	82,8%	82,5%	82,9%	82,1%	81,9%	82,9%	83,0%	83,1%	81,2%	83,9%	82,2%	82,9%	82,9%	83,4%	83,7%	80,5%	83,0%	83,1%
	SP	82,4%	0,010	79,5%	81,0%	83,1%	82,5%	83,2%	81,9%	81,8%	82,7%	82,9%	83,1%	81,4%	83,9%	81,9%	82,7%	82,9%	83,2%	83,8%	81,1%	82,9%	83,1%
	LZ	82,4%	0,010	79,6%	81,3%	82,7%	82,6%	83,3%	82,1%	81,4%	82,6%	83,0%	83,1%	81,4%	83,7%	82,1%	82,6%	82,8%	83,2%	83,8%	81,0%	82,5%	83,1%

		110 x 110 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP_M/C (8,1)	HW	65,9%	0,050	71,7%	62,5%	62,0%	63,4%	63,7%	62,3%	61,4%	64,2%	72,4%	74,1%	71,1%	61,9%	61,1%	61,6%	63,5%	62,4%	62,1%	64,0%	73,0%	76,1%
	NN	59,0%	0,063	63,0%	55,4%	52,8%	53,2%	54,3%	53,5%	54,2%	58,4%	66,5%	71,3%	66,7%	59,0%	54,9%	54,0%	54,1%	53,4%	53,8%	56,8%	65,8%	72,6%
	LN	57,2%	0,052	58,6%	53,2%	52,9%	54,3%	55,8%	55,4%	55,1%	54,5%	57,2%	71,3%	58,9%	57,0%	55,7%	55,4%	55,6%	55,6%	53,1%	52,9%	58,1%	72,6%
	CB	62,6%	0,042	67,0%	59,2%	57,6%	59,6%	60,9%	60,8%	59,4%	60,9%	65,3%	71,3%	67,3%	63,4%	60,0%	60,6%	61,4%	61,1%	58,2%	58,1%	66,4%	72,6%
	SP	64,3%	0,041	68,9%	61,3%	58,8%	61,5%	62,7%	62,4%	61,2%	62,6%	67,6%	71,3%	70,9%	65,4%	61,7%	62,2%	62,9%	62,8%	59,6%	59,3%	68,7%	72,6%
	LZ	64,7%	0,041	69,4%	61,2%	59,1%	62,1%	63,3%	62,7%	61,6%	62,8%	68,5%	71,3%	71,3%	65,9%	62,3%	62,7%	63,7%	63,6%	59,7%	59,4%	69,0%	72,6%
CLBP_M/C (16,2)	HW	71,5%	0,018	69,7%	73,7%	69,5%	70,5%	72,6%	70,1%	69,9%	72,6%	70,7%	74,5%	70,0%	73,3%	69,8%	69,4%	72,8%	70,3%	70,3%	73,4%	70,5%	74,7%
	NN	65,6%	0,046	67,5%	65,4%	63,6%	59,8%	61,0%	59,6%	61,1%	65,2%	70,6%	73,5%	70,0%	65,9%	62,3%	60,8%	61,5%	61,4%	64,3%	68,4%	70,4%	75,2%
	LN	66,2%	0,032	64,7%	65,8%	65,7%	62,9%	64,0%	62,6%	63,7%	66,5%	73,5%	66,3%	66,3%	66,2%	64,9%	63,3%	63,9%	64,5%	66,1%	70,1%	66,3%	75,2%
	CB	69,6%	0,021	67,5%	70,0%	68,6%	67,3%	68,9%	67,2%	67,1%	70,8%	68,6%	73,5%	69,5%	70,4%	69,1%	67,9%	68,7%	69,5%	69,4%	73,4%	69,5%	75,2%
	SP	70,4%	0,020	68,2%	71,2%	69,6%	68,1%	69,7%	68,4%	68,1%	71,9%	69,4%	73,5%	70,1%	71,6%	69,8%	69,0%	69,8%	70,5%	70,4%	74,2%	70,1%	75,2%
	LZ	70,7%	0,019	68,3%	71,6%	70,0%	68,7%	70,3%	68,8%	68,6%	72,4%	69,6%	73,5%	70,2%	71,9%	70,2%	69,2%	70,3%	70,9%	70,5%	74,4%	70,3%	75,2%
CLBP_M/C (24,3)	HW	72,8%	0,009	72,3%	71,0%	72,3%	71,5%	73,0%	71,6%	72,8%	72,0%	73,1%	73,9%	72,3%	72,8%	73,8%	72,4%	74,0%	72,5%	74,1%	72,4%	74,2%	73,6%
	NN	66,1%	0,044	67,5%	67,3%	66,8%	60,6%	61,7%	59,2%	61,4%	64,6%	70,6%	73,0%	70,1%	65,3%	62,1%	60,5%	61,7%	62,9%	67,6%	69,7%	71,7%	73,8%
	LN	69,7%	0,017	66,4%	68,5%	71,0%	68,1%	68,9%	67,8%	68,9%	69,3%	70,4%	73,0%	69,2%	70,4%	69,6%	68,7%	69,2%	70,4%	71,7%	69,0%	70,6%	73,8%
	CB	71,3%	0,014	69,0%	70,9%	72,9%	69,7%	70,1%	68,9%	69,8%	70,7%	72,5%	73,0%	71,7%	71,7%	71,0%	70,3%	70,7%	71,7%	73,6%	71,6%	73,2%	73,8%
	SP	71,4%	0,015	69,5%	71,4%	73,0%	69,7%	70,1%	69,0%	69,6%	70,8%	72,8%	73,0%	72,0%	71,8%	70,8%	69,9%	70,3%	71,6%	73,7%	72,1%	73,7%	73,8%
	LZ	71,4%	0,016	69,5%	71,6%	72,9%	69,5%	70,1%	68,8%	69,7%	70,6%	73,0%	73,0%	72,2%	71,8%	70,7%	69,7%	70,2%	71,6%	73,7%	72,2%	73,9%	73,8%
CLBP_S_M/C (8,1)	HW	70,1%	0,046	74,6%	71,2%	68,5%	64,1%	64,0%	64,7%	68,9%	70,8%	75,1%	76,7%	73,7%	69,8%	67,8%	63,3%	63,4%	65,1%	69,5%	71,7%	75,7%	78,2%
	NN	43,3%	0,138	58,7%	42,2%	33,4%	29,7%	30,5%	29,6%	31,6%	40,9%	61,0%	66,3%	60,7%	40,8%	32,0%	29,9%	30,5%	30,7%	34,2%	42,7%	61,0%	67,8%
	LN	47,7%	0,076	40,3%	39,1%	43,5%	47,5%	48,7%	49,6%	52,5%	46,2%	41,8%	66,3%	42,4%	46,0%	51,4%	50,6%	48,7%	47,8%	45,0%	39,2%	39,5%	67,8%
	CB	59,9%	0,047	53,7%	51,5%	57,0%	61,3%	61,2%	61,8%	65,5%	61,0%	55,8%	66,3%	56,7%	60,9%	65,6%	64,6%	62,0%	61,5%	59,3%	52,3%	53,5%	67,8%
	SP	63,8%	0,030	60,4%	57,5%	62,6%	63,4%	63,4%	62,8%	67,6%	66,4%	62,0%	66,3%	64,0%	66,4%	69,3%	64,8%	63,6%	63,9%	64,9%	58,4%	60,2%	67,8%
	LZ	64,8%	0,026	62,8%	59,6%	64,3%	63,9%	63,8%	62,8%	67,9%	67,7%	64,0%	66,3%	65,7%	68,2%	69,9%	64,7%	63,8%	64,2%	66,2%	60,6%	62,2%	67,8%
CLBP_S_M/C (16,2)	HW	82,9%	0,008	83,4%	83,3%	82,7%	81,5%	81,4%	81,3%	82,8%	83,1%	83,9%	83,9%	83,2%	83,3%	82,8%	82,9%	81,7%	82,6%	83,1%	83,0%	84,0%	84,2%
	NN	64,5%	0,089	69,9%	63,1%	63,3%	54,9%	55,4%	53,7%	57,2%	61,7%	73,9%	82,0%	72,7%	62,0%	57,1%	54,4%	55,7%	56,2%	64,2%	67,0%	73,8%	82,9%
	LN	67,9%	0,054	62,1%	62,8%	67,4%	66,0%	65,7%	65,7%	70,9%	68,5%	64,4%	82,0%	64,8%	69,1%	70,8%	67,8%	66,1%	66,5%	67,0%	63,4%	63,4%	82,9%
	CB	79,4%	0,017	76,1%	77,1%	79,5%	78,5%	78,8%	77,8%	79,9%	81,2%	79,0%	82,0%	79,1%	82,3%	81,1%	79,2%	78,7%	79,9%	80,3%	78,1%	77,9%	82,9%
	SP	80,9%	0,015	79,6%	80,2%	81,3%	79,0%	79,3%	77,8%	80,1%	82,3%	81,4%	82,0%	81,6%	83,6%	81,4%	79,2%	79,0%	80,4%	82,6%	81,8%	81,7%	82,9%
	LZ	80,8%	0,019	80,3%	81,1%	81,7%	78,5%	78,3%	76,7%	79,3%	82,3%	81,9%	82,0%	82,1%	83,5%	80,5%	78,1%	78,3%	80,1%	82,7%	82,6%	82,2%	82,9%

		110 x 110 pixels																					
	Desvio Padrão	Média	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP_S_M/C (24,3)	HW	84,3%	0,007	84,2%	84,4%	83,4%	83,6%	83,3%	83,1%	83,8%	84,6%	85,0%	85,1%	84,3%	85,1%	84,0%	84,8%	84,5%	84,5%	82,9%	84,6%	85,4%	85,3%
	NN	73,7%	0,070	77,8%	77,9%	73,3%	66,1%	66,2%	63,7%	66,3%	71,8%	80,9%	84,7%	80,6%	72,3%	66,3%	64,9%	66,4%	67,5%	73,7%	80,2%	81,3%	84,9%
	LN	70,7%	0,059	63,2%	62,8%	69,5%	69,9%	71,2%	71,1%	74,7%	71,7%	66,4%	84,7%	67,0%	72,4%	74,2%	72,4%	71,4%	70,9%	68,6%	62,9%	63,4%	84,9%
	CB	82,4%	0,013	80,9%	80,9%	82,4%	81,2%	81,7%	80,3%	81,2%	83,6%	83,1%	84,7%	83,4%	84,4%	81,5%	81,7%	82,0%	82,7%	83,4%	82,3%	81,9%	84,9%
	SP	82,7%	0,019	82,9%	83,0%	83,0%	80,2%	80,9%	79,1%	80,0%	83,3%	84,8%	84,7%	84,8%	84,1%	80,2%	80,3%	81,2%	82,2%	84,3%	84,2%	84,5%	84,9%
	LZ	82,8%	0,037	83,1%	83,4%	82,8%	79,4%	79,4%	77,8%	79,1%	82,5%	84,9%	84,7%	85,0%	83,4%	79,2%	79,1%	80,0%	81,0%	84,3%	84,9%	95,2%	84,9%
CLBP_S/M (8,1)	HW	65,3%	0,085	74,4%	62,4%	59,0%	56,9%	57,9%	58,3%	58,9%	65,4%	76,8%	80,3%	73,6%	62,3%	58,3%	56,8%	56,5%	59,1%	60,4%	63,9%	76,5%	82,0%
	NN	29,0%	0,157	48,5%	24,6%	16,4%	15,9%	16,2%	15,5%	16,9%	23,1%	51,3%	54,8%	50,5%	22,7%	16,6%	15,4%	15,9%	16,1%	16,4%	24,9%	50,0%	55,9%
	LN	35,7%	0,079	27,0%	28,1%	31,0%	35,1%	36,3%	37,2%	41,7%	34,7%	31,1%	54,8%	27,5%	35,2%	41,2%	39,3%	36,6%	35,0%	30,0%	26,3%	29,4%	55,9%
	CB	49,0%	0,056	42,0%	40,7%	43,9%	52,6%	53,0%	53,0%	53,0%	49,6%	45,0%	54,8%	44,6%	51,5%	56,0%	56,0%	53,9%	52,6%	44,9%	38,6%	42,8%	55,9%
	SP	52,9%	0,036	49,6%	46,6%	48,6%	55,1%	55,2%	54,5%	55,1%	54,2%	51,9%	54,8%	53,3%	56,5%	57,4%	57,3%	55,1%	54,7%	50,1%	44,2%	49,6%	55,9%
	LZ	53,9%	0,030	52,3%	48,4%	50,0%	55,8%	55,2%	54,1%	55,7%	55,1%	54,0%	54,8%	55,6%	57,5%	57,7%	57,1%	55,3%	54,6%	51,4%	46,2%	51,6%	55,9%
CLBP_S/M (16,2)	HW	84,9%	0,014	84,6%	86,2%	83,9%	82,9%	83,4%	84,1%	84,2%	86,4%	85,9%	87,2%	85,2%	85,4%	84,8%	83,2%	83,0%	84,0%	84,3%	86,0%	85,3%	87,9%
	NN	59,2%	0,106	64,4%	56,3%	60,7%	49,2%	46,9%	51,6%	54,2%	69,3%	82,9%	68,4%	53,7%	50,3%	48,2%	49,2%	49,2%	50,0%	60,6%	59,9%	66,8%	82,8%
	LN	56,7%	0,112	42,9%	43,3%	53,7%	56,6%	58,0%	58,3%	64,7%	60,0%	46,9%	82,9%	46,7%	59,7%	63,6%	60,5%	58,3%	56,9%	51,9%	43,0%	42,7%	82,8%
	CB	77,6%	0,034	71,0%	73,6%	77,3%	77,8%	78,6%	77,2%	78,5%	81,8%	74,7%	82,9%	74,5%	82,6%	79,6%	78,3%	78,6%	79,7%	77,5%	74,5%	72,3%	82,8%
	SP	80,3%	0,019	77,2%	79,8%	81,1%	79,1%	79,7%	77,5%	79,4%	83,9%	79,4%	82,9%	79,8%	84,2%	80,3%	79,1%	79,4%	81,1%	81,0%	78,2%	82,8%	
	LZ	80,8%	0,021	79,1%	81,7%	82,2%	78,9%	79,2%	76,7%	78,7%	84,2%	81,0%	82,9%	81,4%	84,5%	80,0%	78,4%	78,8%	80,8%	81,8%	82,8%	79,8%	82,8%
CLBP_S/M (24,3)	HW	85,4%	0,005	85,3%	85,2%	84,6%	85,1%	84,5%	85,2%	85,5%	86,3%	85,8%	85,1%	85,6%	85,4%	85,5%	85,0%	85,0%	85,0%	85,4%	85,4%	85,9%	86,5%
	NN	67,2%	0,100	71,6%	74,7%	67,5%	58,2%	58,9%	54,2%	56,4%	63,1%	76,5%	85,0%	74,8%	62,3%	55,9%	54,3%	56,6%	59,4%	68,5%	77,0%	76,7%	85,1%
	LN	73,7%	0,050	65,9%	66,3%	74,8%	74,0%	74,5%	73,3%	75,4%	75,5%	70,7%	85,0%	71,4%	76,7%	74,8%	74,1%	74,4%	75,9%	75,0%	66,6%	67,0%	85,1%
	CB	81,3%	0,031	82,2%	82,4%	83,5%	78,9%	78,1%	75,8%	76,8%	81,4%	84,0%	85,0%	84,9%	82,0%	77,0%	76,8%	78,6%	81,1%	84,4%	84,0%	83,8%	85,1%
	SP	80,9%	0,043	83,7%	83,7%	83,2%	77,4%	76,2%	73,8%	74,6%	80,5%	85,0%	85,8%	80,8%	75,2%	74,8%	76,7%	79,5%	84,3%	85,3%	85,5%	85,1%	
	LZ	80,2%	0,050	83,8%	84,0%	82,5%	75,8%	74,9%	72,3%	73,1%	79,4%	85,3%	85,0%	85,6%	79,6%	73,5%	73,0%	75,0%	78,2%	83,6%	85,8%	85,8%	85,1%
CLBP_S/M/C (8,1)	HW	75,3%	0,053	81,4%	74,2%	72,0%	69,9%	70,3%	71,1%	71,4%	75,8%	82,8%	84,1%	81,4%	74,5%	70,5%	69,5%	68,9%	71,1%	72,4%	75,2%	81,5%	84,8%
	NN	46,5%	0,170	67,8%	48,2%	32,7%	28,0%	29,2%	27,7%	32,8%	47,9%	70,2%	68,1%	70,2%	48,1%	32,3%	28,0%	29,6%	29,1%	33,8%	49,0%	70,2%	69,0%
	LN	54,6%	0,058	48,5%	47,9%	50,2%	53,9%	55,4%	55,0%	58,6%	53,7%	51,1%	68,1%	50,9%	55,1%	58,5%	57,3%	55,0%	54,5%	52,2%	47,0%	49,3%	70,0%
	CB	64,3%	0,038	59,2%	57,9%	60,5%	66,6%	67,5%	67,5%	67,2%	64,6%	62,0%	68,1%	62,3%	66,1%	67,7%	69,0%	67,4%	67,2%	62,3%	57,7%	59,7%	69,0%
	SP	68,0%	0,028	64,5%	62,7%	64,7%	69,5%	70,7%	70,4%	70,3%	68,9%	67,2%	68,1%	67,5%	70,3%	71,2%	71,7%	70,1%	70,8%	66,8%	62,4%	65,3%	70,0%
	LZ	69,0%	0,025	66,5%	64,5%	66,0%	70,2%	71,3%	71,1%	71,4%	70,2%	68,6%	68,1%	69,2%	71,5%	72,1%	72,5%	70,8%	71,8%	68,1%	63,8%	66,9%	69,0%

		110 x 110 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP _{S/M/C} (16,2)	HW	85,2%	0,010	84,6%	86,3%	84,6%	83,8%	84,3%	84,4%	84,7%	86,0%	85,3%	86,5%	84,4%	85,6%	84,6%	84,7%	84,7%	84,8%	86,7%	85,6%	87,9%	
	NN	73,9%	0,067	79,1%	73,7%	74,3%	66,1%	66,9%	64,9%	68,8%	71,1%	81,3%	85,5%	80,6%	71,2%	68,4%	66,0%	66,8%	67,7%	74,7%	76,5%	82,0%	85,7%
	LN	70,1%	0,072	59,4%	60,1%	69,3%	69,8%	71,0%	71,5%	76,1%	71,7%	64,0%	85,5%	63,7%	72,5%	75,2%	73,4%	71,7%	71,2%	68,3%	61,8%	60,6%	85,8%
	CB	83,2%	0,017	79,4%	80,5%	82,9%	83,2%	83,9%	82,9%	83,9%	84,7%	81,5%	85,5%	81,5%	85,3%	84,4%	84,2%	83,7%	84,4%	83,6%	82,5%	81,0%	85,7%
	SP	84,4%	0,010	82,2%	83,4%	84,7%	84,0%	84,1%	83,1%	84,2%	85,9%	83,8%	85,5%	83,9%	86,5%	84,8%	84,5%	84,2%	85,0%	85,2%	85,1%	83,6%	85,7%
CLBP _{S/M/C} (24,3)	LZ	84,6%	0,010	83,0%	84,4%	85,1%	83,6%	83,6%	82,8%	83,8%	85,9%	84,5%	85,5%	84,8%	86,5%	84,6%	84,1%	83,7%	85,0%	85,7%	86,0%	84,6%	85,7%
	HW	83,9%	0,007	83,5%	83,9%	82,9%	82,9%	83,0%	83,1%	82,9%	83,5%	85,1%	84,0%	84,2%	84,4%	84,1%	84,4%	83,7%	84,5%	84,0%	84,6%	84,7%	85,3%
	NN	73,7%	0,061	77,4%	77,3%	74,2%	66,9%	67,6%	65,2%	66,7%	71,4%	80,0%	83,5%	80,1%	71,8%	67,6%	66,1%	67,5%	68,9%	74,4%	78,8%	80,7%	84,1%
	LN	80,5%	0,016	77,5%	78,0%	81,0%	79,7%	80,6%	78,9%	79,9%	81,1%	80,7%	83,5%	81,6%	82,0%	80,4%	79,9%	80,0%	81,6%	81,8%	79,5%	79,1%	84,1%
	CB	82,2%	0,021	82,8%	83,0%	83,3%	80,0%	80,1%	78,1%	79,2%	81,9%	84,8%	83,5%	85,3%	83,0%	79,7%	79,6%	80,2%	82,0%	84,0%	84,6%	84,5%	84,1%
CLBP _{S/M/C}	SP	81,5%	0,026	82,9%	82,9%	82,6%	78,9%	78,7%	77,0%	78,0%	80,8%	84,7%	83,5%	85,1%	81,7%	78,6%	78,1%	79,0%	81,0%	83,2%	84,2%	84,7%	84,1%
	LZ	81,0%	0,029	82,5%	82,8%	82,4%	78,1%	78,0%	76,1%	77,2%	80,5%	84,4%	83,5%	84,8%	81,1%	77,8%	77,1%	78,1%	80,2%	82,7%	84,1%	84,5%	84,1%

130 x 130 pixels

	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
SLMP_M (8,1)	HW	73,9%	0,041	79,4%	73,8%	69,4%	72,4%	70,4%	70,7%	69,9%	72,7%	76,9%	81,5%	78,0%	73,4%	68,8%	72,3%	71,3%	72,9%	69,7%	72,5%	78,8%	82,4%
	NN	34,8%	0,184	62,0%	33,7%	22,4%	18,5%	19,3%	17,9%	20,8%	29,5%	60,8%	62,5%	61,3%	29,1%	20,3%	18,1%	19,1%	18,5%	23,0%	33,5%	62,5%	63,1%
	LN	39,2%	0,094	30,2%	28,0%	34,6%	40,2%	41,2%	41,5%	43,4%	37,6%	30,9%	62,5%	32,5%	38,5%	43,3%	42,6%	41,1%	40,9%	34,4%	28,2%	29,9%	63,1%
	CB	54,2%	0,061	46,2%	43,3%	51,8%	59,3%	58,9%	58,0%	56,4%	54,8%	47,6%	62,5%	50,2%	55,5%	57,2%	59,0%	58,8%	59,8%	52,4%	44,0%	45,1%	63,1%
	SP	59,4%	0,041	54,3%	50,3%	59,4%	63,5%	63,2%	62,0%	59,8%	59,6%	55,0%	62,5%	58,2%	60,6%	61,2%	62,9%	63,0%	64,9%	59,7%	52,5%	52,8%	63,1%
	LZ	60,5%	0,033	56,8%	52,9%	61,3%	64,3%	63,5%	61,6%	59,9%	60,8%	57,4%	62,5%	60,4%	61,8%	61,4%	62,8%	63,1%	65,5%	61,0%	54,1%	55,8%	63,1%
SLMP_M (16,2)	HW	89,0%	0,021	89,4%	90,5%	88,3%	88,4%	87,3%	88,4%	89,0%	89,3%	88,0%	89,5%	89,6%	90,1%	89,6%	89,8%	89,8%	81,1%	89,4%	90,0%	90,4%	91,8%
	NN	55,8%	0,145	66,8%	54,2%	58,4%	45,2%	42,7%	41,7%	44,1%	46,0%	70,3%	87,3%	67,8%	44,8%	43,4%	41,3%	42,8%	44,6%	58,8%	57,9%	69,7%	88,1%
	LN	68,6%	0,117	50,1%	51,8%	68,0%	73,0%	74,0%	73,6%	77,5%	74,3%	53,9%	87,3%	55,4%	74,0%	78,0%	74,6%	74,5%	74,6%	66,2%	53,3%	50,2%	88,1%
	CB	82,8%	0,036	81,0%	82,6%	87,6%	81,0%	78,3%	76,7%	79,7%	87,2%	81,8%	87,3%	84,5%	87,3%	80,8%	77,8%	79,4%	82,4%	87,2%	84,7%	80,9%	88,1%
	SP	82,6%	0,050	84,9%	86,2%	88,1%	78,5%	75,3%	74,1%	76,9%	86,4%	84,7%	87,3%	86,6%	86,1%	78,1%	74,5%	76,4%	80,3%	87,6%	87,9%	84,4%	88,1%
	LZ	81,6%	0,062	86,0%	86,9%	87,5%	76,7%	72,9%	71,4%	74,4%	84,6%	85,0%	87,3%	86,8%	84,5%	75,7%	71,8%	73,9%	78,1%	86,9%	88,8%	85,3%	88,1%
SLMP_M (24,3)	HW	89,4%	0,006	90,0%	89,6%	88,5%	89,6%	89,3%	88,7%	89,5%	88,8%	88,7%	89,4%	89,5%	89,2%	89,3%	89,1%	89,5%	89,3%	89,4%	89,8%	90,6%	90,8%
	NN	74,9%	0,070	77,6%	81,3%	76,4%	70,1%	67,3%	66,3%	67,2%	72,4%	80,2%	88,7%	78,9%	71,5%	67,3%	67,3%	67,4%	71,2%	76,7%	82,1%	79,4%	89,3%
	LN	82,3%	0,031	78,2%	78,8%	84,5%	80,9%	80,4%	79,5%	81,0%	85,4%	82,3%	88,7%	83,3%	85,6%	80,5%	79,8%	80,6%	82,8%	84,8%	79,6%	79,5%	89,3%
	CB	85,3%	0,036	87,3%	87,6%	88,0%	82,6%	80,8%	79,1%	80,4%	86,8%	88,2%	88,7%	89,2%	87,0%	80,7%	79,6%	80,8%	84,3%	88,7%	88,6%	87,8%	89,3%
	SP	85,0%	0,041	87,8%	88,0%	87,6%	81,8%	79,9%	78,2%	79,5%	86,5%	88,5%	88,7%	89,4%	86,7%	79,6%	78,7%	80,3%	83,7%	88,5%	89,0%	88,5%	89,3%
	LZ	84,6%	0,045	88,0%	88,1%	87,5%	81,1%	78,9%	77,1%	79,0%	86,2%	88,6%	88,7%	89,3%	86,2%	78,7%	77,7%	79,3%	83,0%	88,2%	89,2%	88,5%	89,3%
CLMP_M/C (8,1)	HW	80,6%	0,019	84,2%	80,6%	80,0%	80,6%	82,4%	81,3%	79,0%	78,8%	82,0%	82,6%	81,9%	77,8%	77,3%	78,1%	80,5%	79,3%	79,5%	79,3%	82,5%	83,7%
	NN	75,2%	0,032	78,6%	75,1%	72,2%	71,4%	72,0%	71,7%	73,5%	77,2%	78,2%	79,8%	80,1%	75,5%	73,0%	72,0%	72,2%	71,8%	72,9%	76,4%	78,8%	80,6%
	LN	74,0%	0,023	74,8%	71,8%	73,9%	72,5%	72,4%	71,9%	73,8%	74,1%	74,5%	79,8%	75,9%	72,9%	72,6%	73,1%	72,6%	73,3%	72,9%	73,0%	74,5%	80,6%
	CB	78,9%	0,010	79,9%	77,4%	79,1%	78,4%	78,2%	77,2%	78,4%	79,4%	79,2%	79,8%	81,1%	78,3%	78,1%	78,2%	78,2%	78,9%	79,6%	78,3%	79,4%	80,6%
	SP	80,2%	0,008	81,1%	78,5%	80,6%	79,8%	79,7%	79,1%	80,0%	80,9%	80,3%	79,8%	82,4%	79,8%	79,8%	79,7%	79,6%	80,4%	81,0%	79,4%	81,0%	80,6%
	LZ	80,6%	0,008	81,2%	79,3%	80,9%	80,1%	80,3%	79,5%	80,4%	81,2%	80,3%	79,8%	82,7%	80,4%	80,3%	80,3%	80,2%	80,7%	81,4%	80,1%	81,4%	80,6%
CLMP_M/C (16,2)	HW	83,3%	0,013	86,2%	85,6%	84,3%	84,0%	84,2%	83,2%	83,5%	84,0%	83,8%	83,3%	82,0%	82,1%	81,7%	81,4%	82,4%	82,0%	82,8%	82,2%	83,0%	84,6%
	NN	80,4%	0,018	81,4%	80,9%	81,3%	78,6%	78,4%	78,2%	78,5%	80,2%	81,0%	83,6%	82,5%	78,7%	78,6%	78,5%	78,8%	79,8%	81,8%	82,5%	81,3%	83,5%
	LN	80,8%	0,018	81,3%	81,5%	82,2%	78,6%	78,5%	78,3%	79,2%	81,6%	82,0%	83,6%	83,1%	80,8%	79,1%	78,5%	78,7%	80,0%	82,1%	82,4%	81,6%	83,5%
	CB	82,7%	0,011	82,9%	82,4%	83,8%	81,4%	81,3%	81,1%	81,6%	83,8%	83,0%	83,6%	84,6%	82,9%	81,8%	81,5%	81,3%	82,5%	84,0%	84,5%	82,9%	83,5%
	SP	83,0%	0,009	83,1%	82,4%	83,9%	81,7%	81,9%	81,6%	82,3%	83,9%	83,0%	83,6%	84,4%	83,4%	82,5%	81,9%	81,9%	82,8%	84,1%	84,4%	83,2%	83,5%
	LZ	83,1%	0,008	83,0%	82,5%	84,3%	81,7%	82,4%	81,8%	82,5%	84,2%	83,1%	83,6%	84,4%	83,4%	82,6%	82,3%	82,4%	83,3%	84,1%	84,2%	82,8%	83,5%

		130 x 130 pixels																					
		Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°
CLMP_M/C (24,3)	HW	80,6%	0,011	82,5%	82,8%	81,5%	80,7%	80,6%	80,6%	80,8%	80,9%	81,1%	80,3%	80,0%	79,6%	78,7%	78,8%	79,9%	80,1%	79,8%	80,4%	81,7%	82,1%
	NN	77,3%	0,032	79,0%	79,2%	79,7%	74,1%	73,1%	72,6%	73,8%	77,3%	79,6%	81,8%	81,0%	75,8%	74,0%	73,5%	73,9%	75,6%	79,8%	81,2%	79,6%	81,7%
	LN	76,9%	0,029	78,4%	78,2%	79,2%	73,8%	72,8%	72,3%	74,0%	77,4%	78,7%	81,8%	79,4%	76,6%	73,8%	73,5%	73,5%	75,3%	79,2%	80,0%	78,2%	81,7%
	CB	78,9%	0,024	80,2%	80,3%	81,1%	76,5%	75,4%	74,6%	76,3%	79,4%	80,3%	81,8%	81,7%	78,6%	76,5%	76,0%	76,6%	77,9%	81,0%	81,5%	80,4%	81,7%
	SP	79,3%	0,022	80,2%	80,5%	81,4%	76,8%	75,9%	75,1%	77,0%	80,0%	80,7%	81,8%	82,1%	78,9%	76,9%	76,8%	76,9%	78,4%	81,2%	81,9%	80,8%	81,7%
CLMP_S_M/C (8,1)	LZ	79,1%	0,029	80,4%	80,7%	81,5%	77,1%	76,1%	75,3%	77,3%	80,3%	80,9%	81,8%	82,2%	79,1%	77,3%	70,6%	77,0%	78,7%	81,3%	82,1%	80,9%	81,7%
	HW	82,1%	0,024	85,2%	82,4%	80,7%	83,3%	83,5%	82,8%	80,1%	80,8%	82,7%	85,8%	83,6%	79,2%	78,5%	79,2%	81,7%	80,4%	79,6%	80,5%	84,8%	87,2%
	NN	75,0%	0,051	80,8%	76,2%	72,7%	69,1%	69,6%	68,8%	70,8%	76,1%	80,9%	82,5%	82,6%	75,0%	70,8%	69,0%	70,1%	70,4%	72,9%	77,0%	80,9%	83,4%
	LN	72,7%	0,037	74,2%	69,2%	71,4%	70,4%	70,8%	70,4%	71,9%	71,1%	73,3%	82,5%	75,6%	70,5%	70,4%	71,7%	70,8%	71,9%	70,5%	70,8%	73,1%	83,4%
	CB	78,5%	0,022	81,1%	75,9%	77,3%	77,7%	77,5%	76,9%	76,4%	77,5%	79,9%	82,5%	82,2%	76,9%	76,8%	77,0%	77,6%	78,4%	77,8%	77,3%	80,2%	83,4%
CLMP_S_M/C (16,2)	SP	80,1%	0,018	82,3%	77,4%	79,3%	79,1%	79,2%	78,5%	78,7%	79,3%	81,4%	82,5%	83,9%	78,5%	78,9%	79,5%	79,0%	80,1%	79,5%	78,3%	82,2%	83,4%
	LZ	80,5%	0,017	82,8%	78,0%	79,5%	79,6%	79,7%	78,9%	79,4%	79,7%	81,7%	82,5%	84,3%	79,3%	79,2%	79,6%	79,7%	80,6%	80,2%	79,0%	82,4%	83,4%
	HW	89,9%	0,015	91,9%	90,7%	90,5%	89,8%	87,7%	88,8%	90,6%	89,8%	91,0%	90,3%	90,7%	89,6%	88,9%	89,1%	85,9%	88,2%	91,0%	89,7%	91,5%	92,2%
	NN	72,3%	0,074	76,0%	71,3%	74,6%	68,0%	66,4%	65,8%	68,2%	69,8%	76,1%	90,0%	76,6%	68,0%	67,5%	66,4%	66,8%	59,5%	74,9%	73,4%	76,4%	90,1%
	LN	86,3%	0,021	85,4%	85,8%	88,4%	84,6%	83,1%	82,6%	86,6%	87,5%	86,4%	90,0%	87,7%	87,7%	87,2%	84,0%	83,8%	85,2%	88,4%	86,7%	85,7%	90,1%
CLMP_S_M/C (24,3)	CB	87,0%	0,033	89,0%	88,9%	90,2%	84,4%	81,5%	80,9%	85,2%	87,8%	89,3%	90,0%	90,7%	88,1%	85,9%	82,3%	81,9%	84,3%	90,1%	89,5%	89,4%	90,1%
	SP	86,3%	0,040	89,1%	88,9%	90,0%	83,0%	80,0%	79,1%	83,9%	87,0%	89,6%	90,0%	90,9%	87,7%	84,4%	80,7%	80,5%	82,8%	90,0%	89,6%	89,6%	90,1%
	LZ	85,9%	0,043	89,2%	88,9%	89,9%	82,1%	79,5%	78,2%	83,3%	86,3%	89,5%	90,0%	90,9%	87,0%	83,4%	79,7%	79,6%	82,0%	89,9%	89,2%	89,6%	90,1%
	HW	90,4%	0,010	91,7%	91,9%	89,4%	91,4%	90,5%	91,4%	90,7%	91,1%	90,8%	90,6%	90,4%	90,2%	88,0%	89,0%	89,1%	89,9%	89,5%	90,4%	91,2%	91,4%
	NN	80,3%	0,058	83,3%	85,5%	82,2%	76,2%	73,7%	72,0%	73,7%	79,0%	85,2%	89,9%	85,0%	77,9%	73,3%	72,9%	74,2%	76,8%	82,7%	87,3%	84,4%	90,2%
CLMP_S_M/C (8,1)	LN	86,7%	0,017	84,3%	84,6%	87,6%	86,2%	85,5%	84,8%	85,7%	89,0%	86,9%	89,9%	88,1%	88,2%	85,4%	85,7%	86,4%	87,5%	87,5%	86,1%	84,9%	90,2%
	CB	86,6%	0,031	88,6%	88,7%	88,0%	84,4%	82,5%	81,3%	82,6%	87,6%	89,3%	89,9%	90,4%	87,3%	82,3%	82,3%	83,5%	85,3%	88,6%	90,1%	89,0%	90,2%
	SP	85,7%	0,036	88,8%	88,7%	87,5%	83,5%	81,2%	80,0%	81,8%	87,0%	81,8%	89,9%	90,2%	86,5%	81,1%	80,8%	82,5%	84,3%	88,4%	90,1%	89,0%	90,2%
	LZ	85,5%	0,040	88,8%	88,7%	87,1%	82,4%	80,3%	79,1%	80,8%	86,2%	89,1%	89,9%	90,0%	86,1%	80,2%	79,9%	81,5%	83,5%	88,0%	90,1%	89,1%	90,2%
	HW	79,7%	0,039	85,1%	79,4%	78,4%	78,9%	77,3%	78,3%	77,6%	78,6%	83,2%	86,5%	83,8%	77,9%	77,7%	76,3%	73,1%	78,9%	74,8%	76,6%	83,9%	88,2%
CLMP_S/M (8,1)	NN	42,1%	0,141	61,6%	41,3%	31,6%	29,5%	30,5%	29,6%	30,6%	40,2%	60,1%	65,4%	62,3%	39,0%	30,9%	28,5%	30,2%	29,9%	32,9%	41,1%	61,4%	66,3%
	LN	46,7%	0,084	39,0%	36,0%	43,8%	48,6%	51,0%	51,8%	51,7%	44,0%	38,0%	65,4%	39,3%	43,4%	49,0%	52,3%	50,4%	49,6%	40,6%	36,8%	37,8%	66,3%
	CB	61,2%	0,055	54,0%	51,2%	59,4%	66,5%	65,4%	64,8%	65,5%	61,7%	54,3%	65,4%	57,1%	61,9%	65,8%	67,6%	65,3%	67,5%	59,5%	51,2%	53,8%	66,3%
	SP	65,6%	0,036	61,4%	57,8%	66,3%	70,9%	67,3%	66,8%	67,8%	66,1%	62,1%	65,4%	64,5%	67,2%	69,4%	70,9%	67,1%	69,9%	66,3%	58,8%	61,0%	66,3%
	LZ	66,6%	0,031	63,6%	59,5%	68,1%	71,5%	67,8%	66,2%	68,4%	68,0%	64,0%	65,4%	66,3%	67,9%	69,8%	70,7%	67,5%	70,0%	67,8%	60,5%	62,8%	66,3%

130 x 130 pixels																							
		Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°
CLMP_LSM (16,2)	HW	90,9%	0,007	91,9%	91,7%	90,8%	90,1%	89,9%	90,4%	90,3%	90,9%	91,3%	91,3%	91,8%	91,0%	91,2%	89,9%	90,4%	89,8%	90,3%	90,6%	91,7%	92,3%
	NN	73,6%	0,070	77,8%	71,1%	76,5%	67,5%	67,1%	67,0%	69,3%	68,6%	79,3%	89,2%	80,8%	67,3%	68,1%	67,2%	68,4%	69,0%	75,5%	72,9%	79,7%	89,9%
	LN	83,1%	0,028	78,3%	79,8%	84,4%	83,3%	82,9%	82,2%	83,5%	85,0%	80,2%	89,2%	80,9%	84,6%	84,1%	83,5%	83,2%	84,2%	82,8%	81,6%	79,4%	89,9%
	CB	87,5%	0,012	86,7%	87,1%	88,3%	87,2%	85,8%	84,9%	86,5%	88,7%	86,5%	89,2%	88,2%	88,8%	87,5%	87,0%	86,3%	86,9%	88,7%	88,9%	87,3%	89,9%
	SP	88,0%	0,015	88,0%	88,4%	89,4%	87,3%	85,7%	84,5%	87,0%	89,3%	87,9%	89,2%	89,2%	89,3%	87,6%	86,7%	86,2%	87,1%	89,5%	89,6%	89,0%	89,9%
	LZ	88,1%	0,017	88,4%	88,6%	89,6%	87,3%	85,7%	83,7%	86,8%	89,6%	88,5%	89,2%	89,8%	89,6%	87,5%	86,4%	86,2%	86,5%	90,0%	90,1%	89,3%	89,9%
CLMP_LSM (24,3)	HW	92,4%	0,011	94,4%	94,6%	93,3%	93,3%	92,6%	92,7%	92,3%	91,1%	91,4%	92,0%	91,1%	91,5%	91,4%	91,5%	91,8%	91,3%	92,0%	91,9%	93,3%	94,1%
	NN	89,2%	0,016	89,1%	90,0%	90,1%	88,5%	87,9%	86,4%	87,6%	89,0%	89,8%	92,5%	91,1%	88,9%	87,5%	87,1%	87,6%	88,9%	89,6%	90,6%	89,6%	92,7%
	LN	89,5%	0,019	86,0%	86,2%	90,0%	89,8%	89,8%	89,4%	90,4%	91,0%	87,6%	92,5%	88,6%	90,9%	90,5%	89,7%	89,9%	90,8%	89,6%	87,2%	86,4%	92,7%
	CB	91,8%	0,007	90,5%	90,7%	93,0%	91,8%	91,7%	90,9%	91,3%	92,6%	91,7%	92,5%	92,4%	92,2%	91,4%	91,5%	91,3%	92,1%	92,7%	90,9%	91,2%	92,7%
	SP	91,9%	0,008	90,8%	91,2%	92,9%	91,6%	91,6%	90,4%	91,4%	92,9%	92,2%	92,5%	92,9%	92,8%	91,0%	91,6%	91,6%	92,2%	92,7%	91,5%	91,3%	92,7%
	LZ	91,8%	0,008	91,0%	91,3%	93,0%	91,8%	91,1%	90,3%	90,9%	92,8%	92,0%	92,5%	92,9%	92,3%	90,4%	91,4%	91,2%	92,3%	93,0%	91,7%	91,8%	92,7%
CLMP_LSM/C (8,1)	HW	79,8%	0,042	84,9%	78,0%	79,8%	82,3%	80,0%	79,6%	78,4%	77,6%	83,7%	85,8%	82,3%	74,7%	76,0%	77,8%	78,7%	79,3%	75,5%	74,9%	80,1%	86,5%
	NN	50,1%	0,157	68,1%	50,2%	41,3%	37,5%	38,5%	36,8%	38,7%	49,6%	67,4%	70,6%	69,4%	48,4%	38,9%	36,9%	38,3%	38,1%	41,5%	50,8%	68,2%	71,8%
	LN	57,4%	0,095	50,6%	48,4%	55,4%	59,6%	60,4%	60,7%	60,5%	54,9%	52,5%	70,6%	52,6%	55,4%	58,3%	61,7%	59,8%	60,9%	54,4%	48,6%	51,1%	71,8%
	CB	66,8%	0,062	64,4%	61,0%	66,8%	69,7%	67,8%	67,5%	67,8%	64,6%	65,3%	70,6%	66,2%	65,4%	65,8%	69,4%	67,5%	70,1%	67,3%	61,4%	64,7%	71,8%
	SP	69,5%	0,054	69,2%	65,0%	69,4%	72,0%	69,5%	67,8%	68,8%	67,8%	69,9%	70,6%	70,9%	69,1%	67,7%	71,2%	69,7%	72,0%	71,3%	66,0%	69,9%	71,8%
	LZ	70,0%	0,052	70,7%	65,6%	70,3%	72,2%	69,7%	67,9%	69,4%	68,2%	70,9%	70,6%	71,9%	69,1%	68,4%	71,1%	70,0%	71,9%	71,7%	67,0%	70,9%	71,8%
CLMP_LSM/C (2,16)	HW	88,2%	0,008	89,8%	89,6%	88,3%	88,7%	88,6%	88,2%	87,5%	88,9%	88,3%	87,7%	88,2%	88,3%	87,0%	87,4%	87,3%	87,2%	88,6%	87,8%	87,5%	88,9%
	NN	78,3%	0,050	82,6%	77,6%	80,0%	74,8%	73,7%	72,4%	73,9%	75,7%	82,2%	88,5%	83,7%	74,7%	72,6%	72,5%	74,6%	75,5%	80,0%	79,1%	83,2%	88,8%
	LN	83,6%	0,026	79,5%	79,3%	84,1%	83,0%	83,4%	83,7%	84,9%	85,8%	80,7%	88,5%	82,2%	85,4%	84,8%	84,2%	83,7%	84,7%	83,7%	82,4%	79,3%	88,8%
	CB	86,4%	0,019	80,2%	85,9%	87,2%	84,9%	85,2%	84,1%	86,0%	88,1%	86,5%	88,5%	88,0%	88,0%	86,3%	85,2%	85,5%	86,2%	87,9%	88,0%	86,4%	88,8%
	SP	86,9%	0,015	87,5%	86,8%	87,4%	85,4%	85,3%	83,9%	86,2%	88,5%	87,6%	88,5%	88,4%	88,2%	86,1%	84,8%	84,9%	85,9%	88,3%	88,6%	87,4%	88,8%
	LZ	86,9%	0,018	87,5%	87,1%	87,8%	85,3%	84,9%	82,7%	85,7%	88,7%	87,8%	88,5%	88,9%	87,9%	85,7%	84,2%	84,8%	85,7%	88,5%	88,7%	87,9%	88,8%
CLMP_LSM/C (3,24)	HW	87,0%	0,015	89,6%	88,6%	88,9%	87,1%	88,0%	88,4%	87,7%	84,7%	88,0%	87,8%	84,3%	85,9%	86,3%	84,2%	87,1%	85,2%	87,5%	85,7%	86,4%	88,0%
	NN	84,3%	0,062	85,5%	85,8%	86,2%	85,3%	84,7%	83,2%	84,0%	86,9%	86,5%	57,6%	87,6%	86,5%	84,9%	84,9%	85,2%	85,0%	86,1%	85,3%	85,9%	87,9%
	LN	85,2%	0,021	80,4%	82,1%	86,4%	85,7%	86,2%	84,7%	86,6%	87,0%	84,0%	87,6%	83,4%	86,5%	86,7%	86,5%	86,5%	86,9%	85,3%	81,5%	82,6%	87,9%
	CB	87,1%	0,013	83,6%	85,7%	87,9%	87,1%	88,3%	86,5%	87,4%	88,5%	87,1%	87,6%	85,6%	88,1%	87,2%	88,1%	87,8%	88,2%	87,8%	84,9%	86,0%	87,9%
	SP	87,1%	0,012	83,8%	85,3%	88,2%	87,6%	88,0%	86,7%	87,2%	88,4%	87,1%	87,6%	86,0%	88,3%	87,5%	88,0%	87,6%	88,0%	87,9%	85,1%	86,1%	87,9%
	LZ	87,2%	0,011	84,0%	85,5%	88,3%	87,3%	87,7%	86,7%	87,2%	88,4%	87,1%	87,6%	86,2%	88,1%	87,4%	87,9%	87,9%	88,2%	88,2%	85,3%	86,4%	87,9%

		130 x 130 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP_M/C (8,1)	HW	67,8%	0,071	77,2%	66,8%	63,1%	62,5%	62,1%	61,0%	62,5%	66,8%	76,0%	78,2%	76,7%	60,4%	61,0%	60,3%	62,6%	63,1%	64,0%	68,1%	77,7%	81,5%
	NN	63,0%	0,055	67,4%	59,8%	57,9%	56,8%	58,4%	58,2%	59,1%	63,3%	69,4%	76,4%	71,8%	63,1%	59,4%	59,2%	58,8%	58,6%	58,2%	61,3%	68,3%	69,7%
	LN	60,1%	0,058	62,5%	55,5%	56,1%	57,1%	58,1%	58,5%	58,0%	57,4%	58,9%	76,4%	62,2%	59,4%	58,4%	58,8%	58,6%	59,3%	55,4%	54,1%	60,4%	76,2%
	CB	66,1%	0,045	71,0%	62,0%	61,0%	63,4%	64,5%	64,4%	63,2%	64,4%	66,9%	76,4%	71,3%	66,8%	63,8%	65,1%	64,9%	65,3%	60,6%	60,6%	69,3%	76,2%
	SP	67,8%	0,044	73,5%	64,2%	62,7%	64,4%	65,9%	65,8%	64,9%	66,2%	69,7%	76,4%	75,1%	68,9%	65,8%	66,8%	66,3%	67,0%	62,5%	62,1%	71,9%	76,2%
CLBP_M/C (16,2)	LZ	68,4%	0,043	74,1%	64,8%	63,3%	65,1%	66,4%	66,3%	65,5%	66,8%	70,7%	76,4%	75,4%	69,6%	66,6%	67,0%	67,2%	67,6%	63,0%	62,0%	72,4%	76,2%
	HW	74,9%	0,024	76,1%	78,5%	73,1%	73,1%	75,7%	74,1%	72,1%	75,8%	73,2%	77,6%	73,6%	75,8%	71,3%	70,9%	76,4%	72,9%	74,3%	76,3%	75,1%	80,7%
	NN	69,0%	0,050	71,8%	68,8%	68,4%	63,0%	63,3%	62,3%	64,3%	69,9%	73,6%	78,7%	74,2%	68,8%	64,6%	63,5%	63,7%	64,2%	68,5%	71,9%	73,4%	78,6%
	LN	69,7%	0,156	67,9%	69,2%	70,1%	66,5%	66,7%	66,1%	68,1%	70,9%	68,7%	78,7%	69,9%	69,9%	68,5%	66,9%	66,5%	67,7%	69,61%	73,3%	68,8%	78,6%
	CB	73,3%	0,026	71,9%	73,8%	74,0%	71,1%	71,8%	71,0%	71,8%	75,7%	72,2%	78,7%	73,6%	74,5%	72,8%	72,1%	71,9%	73,2%	67,3%	77,3%	72,4%	78,6%
CLBP_M/C (24,3)	SP	74,3%	0,021	72,5%	72,1%	75,0%	72,1%	73,0%	72,0%	73,0%	77,1%	72,7%	78,7%	74,4%	75,6%	73,8%	73,3%	73,0%	74,2%	74,4%	78,1%	72,9%	78,6%
	LZ	74,8%	0,020	72,8%	75,6%	75,3%	72,5%	73,4%	72,3%	73,5%	77,4%	72,8%	78,7%	74,6%	76,0%	74,2%	73,6%	73,5%	74,8%	74,6%	78,4%	73,2%	78,6%
	HW	75,7%	0,016	78,6%	76,3%	76,2%	74,8%	75,7%	75,0%	75,4%	73,0%	75,0%	76,3%	74,7%	74,6%	75,2%	72,2%	76,9%	75,7%	77,7%	74,5%	77,3%	79,1%
	NN	70,1%	0,050	72,8%	72,2%	72,5%	64,6%	64,1%	62,4%	65,3%	69,5%	74,5%	77,9%	74,9%	68,8%	64,9%	63,3%	64,6%	65,7%	72,2%	73,6%	75,5%	78,1%
	LN	73,8%	0,019	71,2%	72,8%	76,4%	72,1%	72,2%	71,2%	73,0%	74,3%	73,9%	77,9%	74,0%	74,0%	73,5%	72,7%	72,7%	73,8%	75,9%	72,5%	73,7%	78,1%
CLBP_S_M/C (8,1)	CB	75,6%	0,016	73,9%	75,4%	78,6%	73,9%	73,8%	72,8%	74,2%	76,3%	76,0%	77,9%	76,3%	75,7%	74,5%	74,1%	74,5%	75,8%	78,1%	75,5%	76,7%	78,1%
	SP	75,8%	0,016	74,2%	75,9%	78,8%	74,0%	72,7%	75,6%	74,4%	76,3%	76,3%	77,9%	76,6%	75,8%	74,4%	73,9%	74,3%	75,8%	78,1%	76,0%	77,0%	78,1%
	LZ	75,7%	0,018	74,4%	76,1%	78,9%	73,7%	73,6%	72,3%	74,3%	76,2%	76,6%	77,9%	76,7%	75,8%	74,5%	73,7%	74,3%	75,7%	78,3%	76,2%	77,2%	78,1%
	HW	72,8%	0,070	81,7%	78,1%	72,2%	65,1%	62,8%	62,7%	72,3%	75,1%	79,2%	81,3%	78,1%	73,3%	68,1%	63,8%	60,8%	65,4%	72,7%	74,4%	78,7%	83,5%
	NN	45,7%	0,148	62,3%	44,4%	34,3%	30,8%	32,0%	30,9%	34,0%	43,6%	64,0%	71,4%	64,5%	42,6%	34,0%	32,2%	32,0%	31,6%	34,9%	44,9%	63,8%	71,7%
CLBP_S_M/C (16,2)	LN	50,6%	0,082	42,6%	41,8%	46,7%	49,5%	51,3%	52,8%	56,6%	49,0%	44,0%	71,4%	44,8%	48,4%	54,1%	53,0%	51,5%	50,4%	47,3%	41,7%	42,7%	71,7%
	CB	63,9%	0,055	56,9%	54,4%	60,8%	67,0%	66,0%	66,0%	71,2%	65,2%	58,2%	71,4%	60,4%	64,9%	70,3%	69,4%	66,5%	66,1%	63,0%	55,1%	56,4%	71,7%
	SP	68,1%	0,034	64,3%	61,4%	67,6%	68,2%	67,2%	66,7%	73,2%	71,3%	65,4%	71,4%	68,2%	71,0%	74,4%	69,3%	67,9%	68,1%	69,8%	61,9%	64,0%	71,7%
	LZ	69,2%	0,030	66,8%	63,9%	69,3%	68,1%	66,9%	66,4%	73,6%	73,1%	67,5%	71,4%	70,3%	72,5%	74,9%	68,9%	67,9%	67,8%	71,4%	64,2%	66,4%	71,7%
	HW	86,8%	0,013	88,9%	88,3%	86,0%	85,9%	85,2%	84,0%	86,9%	86,8%	87,4%	86,7%	87,2%	86,5%	84,9%	87,0%	86,4%	86,6%	87,6%	86,1%	87,6%	89,7%
CLBP_S_M/C (24,3)	NN	68,2%	0,089	74,4%	66,8%	67,6%	59,2%	59,0%	57,5%	61,4%	66,0%	77,7%	86,3%	76,3%	64,4%	60,5%	58,3%	59,1%	59,5%	68,2%	70,1%	77,2%	86,5%
	LN	70,4%	0,060	64,3%	64,5%	69,8%	68,3%	67,8%	68,0%	74,3%	71,5%	66,1%	86,3%	67,0%	71,6%	73,7%	70,3%	68,0%	69,0%	69,4%	64,8%	65,0%	86,5%
	CB	83,1%	0,020	80,3%	79,4%	83,7%	83,1%	81,6%	81,3%	84,3%	86,0%	82,1%	86,3%	83,0%	85,7%	84,8%	83,1%	81,8%	83,9%	84,2%	81,7%	80,9%	86,5%
	SP	84,4%	0,017	83,4%	83,6%	85,7%	83,4%	81,7%	80,7%	84,1%	87,3%	84,6%	86,3%	85,7%	86,6%	84,6%	82,6%	82,2%	84,4%	86,1%	85,3%	84,3%	86,5%
	LZ	84,4%	0,021	84,3%	84,3%	86,2%	82,8%	80,7%	79,9%	83,3%	86,9%	85,4%	86,3%	86,1%	86,4%	83,6%	81,5%	83,6%	86,5%	86,2%	85,2%	86,5%	

130 x 130 pixels

	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°
CLBP_S/M/C (24,3)	HW	88,0%	0,013	90,6%	89,6%	87,2%	88,7%	87,9%	85,9%	87,5%	88,2%	87,5%	87,2%	88,4%	86,8%	85,4%	87,7%	88,0%	88,2%	88,6%	88,0%	90,6%
	NN	76,8%	0,077	82,2%	82,0%	77,9%	69,6%	68,1%	66,3%	69,3%	75,4%	84,6%	88,4%	84,7%	73,9%	68,0%	66,6%	68,2%	69,3%	77,4%	83,7%	88,7%
	LN	73,1%	0,068	64,6%	63,5%	71,8%	72,1%	73,7%	74,1%	78,7%	75,0%	67,6%	88,4%	69,8%	75,6%	77,9%	75,1%	73,7%	73,6%	70,2%	64,0%	88,7%
	CB	86,0%	0,014	84,4%	83,9%	87,3%	85,1%	85,0%	84,3%	85,4%	87,7%	85,6%	88,4%	87,1%	87,6%	85,2%	84,9%	85,4%	86,7%	87,1%	85,6%	88,7%
	SP	86,3%	0,018	86,7%	86,2%	88,0%	84,3%	84,3%	83,0%	84,3%	87,6%	87,5%	88,4%	88,7%	87,1%	83,9%	83,8%	84,5%	86,0%	88,1%	87,8%	88,7%
	LZ	85,9%	0,025	87,2%	86,9%	88,1%	83,4%	82,8%	81,6%	83,1%	87,0%	87,7%	88,4%	89,1%	86,7%	82,3%	82,2%	83,2%	84,8%	88,1%	88,3%	88,7%
CLBP_S/M (8,1)	HW	68,4%	0,102	81,1%	67,9%	61,7%	60,1%	56,8%	57,7%	59,6%	69,0%	82,4%	84,8%	79,2%	66,0%	58,7%	60,3%	57,1%	61,7%	61,9%	67,1%	81,6%
	NN	29,8%	0,171	52,5%	25,2%	15,5%	15,5%	15,7%	15,2%	16,6%	23,3%	53,6%	56,8%	54,4%	22,7%	16,8%	15,2%	15,4%	15,6%	16,0%	25,0%	57,3%
	LN	36,4%	0,082	28,6%	28,0%	31,2%	35,9%	36,9%	38,5%	42,4%	34,8%	30,3%	56,8%	28,4%	35,5%	41,0%	40,6%	37,3%	35,7%	31,4%	26,8%	57,3%
	CB	50,8%	0,064	43,7%	40,3%	44,7%	55,3%	55,9%	56,1%	57,1%	51,6%	45,1%	56,8%	46,5%	53,6%	58,1%	58,8%	56,0%	54,8%	46,0%	38,5%	57,3%
	SP	55,3%	0,046	50,8%	46,4%	51,6%	58,8%	58,4%	58,7%	59,3%	57,7%	52,7%	56,8%	55,3%	59,4%	60,9%	61,3%	58,3%	58,1%	52,0%	44,5%	57,3%
	LZ	56,4%	0,040	53,4%	48,7%	52,7%	59,6%	59,0%	58,9%	60,0%	58,6%	54,4%	56,8%	57,5%	61,1%	61,3%	61,4%	58,5%	58,5%	53,3%	46,8%	57,3%
CLBP_S/M (16,2)	HW	88,9%	0,016	89,8%	91,6%	88,7%	87,9%	86,4%	87,2%	87,5%	89,2%	88,2%	90,3%	90,0%	88,5%	88,0%	88,8%	87,4%	88,1%	87,5%	89,1%	93,4%
	NN	60,5%	0,117	67,4%	57,9%	61,8%	50,1%	49,3%	47,5%	52,2%	55,0%	71,7%	85,8%	71,2%	53,7%	50,8%	47,7%	48,9%	49,6%	62,0%	61,3%	86,6%
	LN	58,2%	0,120	43,1%	43,6%	56,2%	58,3%	58,7%	60,1%	67,5%	61,9%	47,1%	85,8%	48,2%	61,8%	65,6%	61,9%	59,7%	58,1%	53,4%	43,3%	86,6%
	CB	80,7%	0,035	74,7%	76,4%	81,7%	81,9%	81,3%	79,7%	81,7%	85,8%	76,8%	85,8%	77,7%	85,6%	81,9%	80,7%	80,9%	83,2%	81,1%	77,6%	86,6%
	SP	83,2%	0,023	80,7%	82,4%	85,4%	82,3%	81,6%	80,0%	81,9%	87,7%	81,5%	85,8%	82,8%	87,2%	82,5%	80,9%	81,2%	84,0%	84,9%	83,7%	86,6%
	LZ	83,5%	0,025	82,8%	84,6%	86,3%	81,6%	80,8%	79,0%	81,2%	87,4%	83,2%	85,8%	84,7%	87,0%	81,9%	79,9%	80,2%	83,0%	85,7%	85,8%	86,6%
CLBP_S/M (24,3)	HW	89,3%	0,011	91,0%	91,1%	88,3%	89,7%	88,6%	87,6%	89,0%	88,9%	89,3%	89,4%	89,1%	89,5%	87,8%	89,7%	88,8%	88,4%	88,1%	88,5%	91,8%
	NN	68,1%	0,116	74,9%	76,5%	70,2%	58,9%	55,9%	53,6%	55,6%	63,4%	78,5%	88,5%	77,4%	61,8%	54,3%	53,7%	55,4%	58,8%	70,0%	78,2%	88,7%
	LN	77,0%	0,053	69,3%	68,9%	79,2%	77,8%	77,2%	76,6%	79,6%	80,1%	73,1%	88,5%	75,2%	80,2%	78,1%	76,8%	77,3%	79,5%	78,3%	69,2%	88,7%
	CB	84,5%	0,034	85,8%	85,5%	88,1%	82,5%	80,9%	78,8%	80,2%	85,4%	87,1%	88,5%	88,1%	85,4%	79,3%	79,4%	80,7%	84,5%	88,2%	86,6%	88,7%
	SP	83,7%	0,048	87,2%	86,9%	87,6%	80,5%	78,1%	76,2%	77,6%	83,8%	88,2%	88,5%	89,2%	83,7%	76,8%	76,6%	77,9%	82,5%	88,0%	87,8%	88,7%
	LZ	82,8%	0,057	87,5%	86,9%	86,9%	78,4%	75,9%	74,3%	75,7%	82,8%	88,3%	88,5%	89,0%	82,3%	74,7%	74,4%	76,0%	80,9%	87,3%	88,2%	88,7%
CLBP_S/M/C (8,1)	HW	78,2%	0,067	87,0%	80,3%	73,9%	71,7%	69,8%	69,5%	72,5%	77,9%	86,3%	87,1%	86,0%	77,6%	71,3%	71,0%	71,5%	73,1%	76,9%	80,2%	90,1%
	NN	49,7%	0,183	74,1%	52,4%	34,7%	30,3%	31,5%	29,8%	35,4%	51,2%	75,5%	72,0%	76,5%	50,5%	34,7%	29,9%	31,2%	30,8%	35,6%	52,9%	72,2%
	LN	57,7%	0,060	51,5%	49,7%	53,7%	56,7%	58,3%	58,9%	63,1%	57,4%	54,3%	71,9%	54,7%	57,8%	61,7%	60,5%	58,6%	57,7%	54,8%	48,6%	72,2%
	CB	68,3%	0,042	62,4%	61,0%	64,6%	70,7%	71,7%	72,3%	72,1%	69,2%	65,5%	71,9%	66,7%	70,2%	72,1%	73,5%	71,8%	71,5%	66,0%	60,1%	72,2%
	SP	72,3%	0,033	68,0%	66,5%	69,3%	74,7%	75,1%	75,8%	75,5%	73,7%	70,6%	71,9%	71,9%	74,6%	75,8%	76,8%	75,1%	75,6%	71,1%	65,4%	72,2%
	LZ	73,4%	0,031	69,9%	68,0%	70,7%	76,2%	75,9%	76,4%	76,5%	74,8%	72,1%	71,9%	73,6%	75,9%	76,8%	77,7%	76,2%	76,7%	72,3%	67,3%	72,2%

		130 x 130 pixels																					
	Média	Desvio Padrão	10°	20°	30°	40°	45°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°	120°	130°	135°	140°	150°	160°	170°	180°	
CLBP _{S/M/C} (16,2)	HW	89,0%	0,013	90,4%	92,3%	90,2%	89,7%	89,2%	87,8%	89,2%	89,7%	88,1%	88,8%	88,8%	87,2%	86,4%	88,1%	88,0%	87,8%	89,1%	89,0%	88,7%	90,9%
	NN	76,4%	0,073	83,4%	76,3%	77,2%	68,6%	68,4%	66,5%	71,4%	74,7%	84,2%	89,0%	84,2%	72,9%	69,8%	67,2%	68,3%	69,7%	77,2%	78,5%	84,8%	89,5%
	LN	72,7%	0,078	61,3%	62,1%	72,6%	72,8%	73,8%	74,7%	79,7%	75,5%	64,9%	89,0%	65,9%	75,3%	78,4%	75,6%	74,0%	73,7%	70,1%	62,6%	62,7%	89,5%
	CB	86,6%	0,022	82,3%	83,2%	87,0%	87,3%	87,3%	86,8%	87,7%	89,5%	84,2%	89,0%	84,9%	89,5%	87,9%	87,6%	87,2%	88,5%	86,6%	84,2%	83,0%	89,5%
	SP	88,0%	0,013	85,9%	86,1%	88,9%	87,9%	87,7%	87,0%	88,2%	90,7%	86,6%	89,0%	87,6%	90,5%	88,1%	87,8%	87,9%	89,1%	88,8%	87,5%	86,1%	89,5%
CLBP _{S/M/C} (24,3)	LZ	88,2%	0,012	86,8%	87,3%	89,2%	88,0%	87,1%	86,5%	88,0%	90,7%	87,3%	89,0%	88,4%	90,4%	88,0%	87,2%	87,5%	88,8%	89,3%	88,8%	87,1%	89,5%
	HW	88,9%	0,012	91,4%	91,3%	89,8%	90,0%	88,9%	88,4%	88,7%	89,2%	88,1%	88,6%	88,5%	88,0%	86,6%	87,6%	87,2%	88,4%	88,9%	87,5%	89,2%	90,4%
	NN	78,0%	0,069	89,5%	82,6%	82,4%	79,8%	71,6%	69,8%	67,9%	70,4%	76,1%	84,7%	88,3%	84,9%	75,0%	69,8%	69,0%	70,2%	72,3%	79,5%	83,3%	84,1%
	LN	84,2%	0,022	80,7%	80,1%	85,7%	83,7%	83,7%	83,3%	85,3%	85,8%	83,6%	88,3%	84,5%	86,1%	84,8%	84,4%	84,5%	86,0%	85,1%	81,7%	80,9%	88,4%
	CB	86,7%	0,017	87,1%	86,8%	88,4%	85,4%	84,8%	83,0%	84,6%	87,2%	87,9%	88,3%	89,4%	87,4%	84,9%	84,2%	84,9%	87,2%	88,8%	87,7%	87,3%	88,4%
CLBP _{S/M/C}	SP	86,1%	0,023	87,3%	87,0%	88,0%	84,4%	83,4%	81,5%	83,4%	86,3%	88,4%	88,3%	89,4%	86,5%	83,4%	82,9%	83,5%	86,3%	88,2%	87,9%	87,9%	88,4%
	LZ	85,7%	0,027	87,4%	87,1%	87,6%	83,5%	82,4%	80,6%	82,4%	85,7%	88,5%	88,3%	89,2%	85,9%	82,3%	81,9%	82,6%	85,6%	88,2%	87,8%	87,6%	88,4%