

5 Resultados experimentais

Experimentos forma conduzidos com uma série de imagens de teste, mostradas na Figura 19, pertencentes ao “USC-SIPI image database” [19] e ao “Ohio-state university signal analysis and machine perception laboratory” [20]. Para referência, os nomes das imagens, da esquerda para a direita e do topo para baixo, são: “barb”, “boat”, “bricks”, “f16”, “goldhill”, “herringbone”, “lena”, “mandrill” e “slope”.

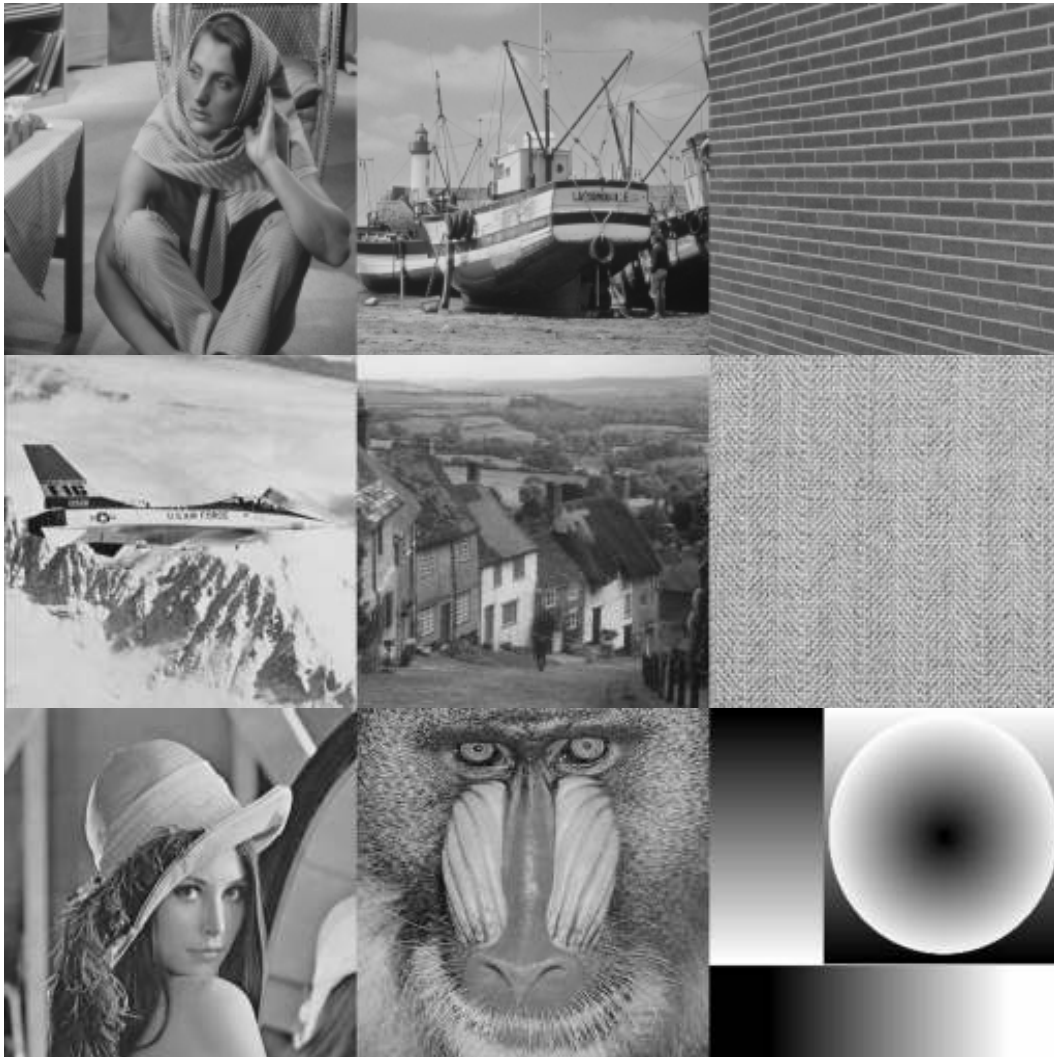


Figura 19 Imagens de teste

O conjunto inclui seis imagens naturais com uma mistura de áreas uniformes, áreas de alto contraste, níveis diferentes de densidade de detalhes e algumas características repetitivas, duas imagens (tijolos e espinha de peixe), que serão usadas para testar a reação a características repetitivas em ciclos diferentes, e uma imagem sintética para testar o comportamento em imagens com variação suave.

Para facilitar os testes e a análise dos resultados obtidos, os métodos sugeridos para melhorar o algoritmo original foram testados independentemente. Os seguintes testes independentes foram conduzidos na coleção de imagens:

1. Evitar ponderação excessiva dos pixels como descrito na seção “4.7”.
2. Filtrar pela distância mínima como descrito na seção “4.1.2.3”. Rejeitar a computação da distância ponderada L^2 para pixels que, de acordo com o teste de distância mínima, devem contribuir com pesos negligíveis para o cálculo da média.
3. Filtrar pela orientação do gradiente como descrito na seção “4.1.3”. Rejeitar a computação da distância ponderada L^2 para pixels que, de acordo com o teste do ângulo mínimo, devem contribuir com pesos negligíveis para o cálculo da média.
4. Rotacionar a vizinhança para a orientação do gradiente mais próxima como descrito na seção “4.6” na tentativa de aumentar a taxa de acerto das vizinhanças sendo comparadas.
5. Substituir a *janela de busca* pelo *objetivo do peso* realizando uma busca em espiral na imagem como descrito nas seções “4.5.2 e “4.5.2.1”.
6. Utilizar um fator de decaimento como função da variância local da imagem além do método do objetivo do peso como descrito na seção “4.5.1”.
7. Agrupar as vizinhanças de pixels através da pré-classificação das vizinhanças conforme a média e o desvio padrão ponderado quadrático, e conduzir buscas por semelhança no domínio dos agrupamentos como descrito na seção “4.2”.
8. Utilizar uma medida de semelhança distinta para áreas uniformes, como descrito na seção 4.5.4”. Substituir a distância ponderada L^2

por outra medida de semelhança quando os filtros anteriormente descritos não rejeitarem a comparação.

Depois de conduzir os experimentos acima, combinamos todos os métodos que obtiveram sucesso em um único algoritmo final. Este algoritmo foi testado em duas etapas:

9. Algoritmo final – combinando todos os métodos que obtiveram sucesso nos experimentos anteriores.
10. Experimentos adicionais com o algoritmo final levando os limites ao extremo. Isto inclui maximizar a rejeição de comparações e minimizar a filtragem de áreas ativas.

Em todos os experimentos acima há dois fatores principais a serem medidos:

1. Qualidade
 - a. Sempre em termos do *MSE* comparado com o algoritmo *MSE* original.
 - b. Em outros casos, a medida do ruído de método foi utilizada.
2. Aceleração.

A aceleração é medida pelo número de operações para computar a distância ponderada L^2 no algoritmo original dividido pelo número de operações para computar a distância ponderada L^2 no algoritmo a ser testado. Esta medida é muito próxima do tempo real medido, e reduz a importância de implementações específicas que podem não estar otimizadas. A seção “5.1” apresenta uma explicação mais detalhada sobre este cálculo.

5.1. Interpretando os resultados

A medida do desempenho em termos de aceleração e qualidade é fundamental para a interpretação e análise dos resultados experimentais apresentados neste capítulo. As seções seguintes explicam como as medidas foram realizadas e as razões por trás de cada uma.

5.1.1. Medição da aceleração

Para reduzir os efeitos da implementação nos resultados de aceleração, não foram utilizadas medidas de tempo real. A execução pode ser afetada mais pela implementação em si do que pelo algoritmo. A fim de trabalhar livremente, com alta fidelidade e o mais perto possível do algoritmo original, a maioria das funções matemáticas, como $\exp()$ e $\arctan()$, não foram otimizadas. Este tipo de otimização deve ser feito no algoritmo final.

A aceleração da medida como a razão entre o número de operações para calcular a distância ponderada L^2 realizadas pelo algoritmo original e pelo algoritmo acelerado. Este é o mesmo critério utilizado por Pan em [11] e por Wang em [12] para avaliar o desempenho das técnicas de aceleração para VQ e decidimos ser melhor isolar o enfoque algorítmico dos detalhes de implementação.

5.1.2. Medição da qualidade

Na maioria dos casos, a medida de qualidade utilizada foi a MSE . A MSE é calculada na imagem como um todo usando uma função de comparação do “ImageMagick® que computa o MSE como se o nível de intensidade de cada pixel fosse de 16 bits.

Quando $u = \{u(i): i \in I\}$ é a imagem original, $v = \{v(i): i \in I\}$ é a imagem com ruído, cada pixel $u(i)$ é de 16 bits, ou seja, $0 \leq u(i) < 2^{16}$, e N é o número de pixels da imagem:

$$MSE(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{i \in I} (u(i) - v(i))^2$$

Quando efeitos artificiais são produzidos, mesmo que o MSE esteja nos níveis desejados, tais efeitos estão descritos e a imagem de referência anexada.

5.2. Experimentos

As seções seguintes descrevem os experimentos realizados individualmente neste estágio.

5.2.1.

Experimentos com prevenção de excesso de peso para pixels

Este método, proposto em [18], não ajuda na aceleração, mas ajuda a melhorar a qualidade da imagem. A imagem abaixo ilustra uma melhora na qualidade obtida pelo método. É perceptível que alguns pixels singulares, ou seja, sem semelhantes na imagem (zoom-in na área entre os olhos e nas sobrancelhas) permanecem com ruído, e suavizados quando limitando o peso do pixel original a ser o peso mais alto de todos os pixels na janela de busca. Uma comparação entre o *MSE* das duas imagens filtradas também mostra vantagens para a imagem suavizada (1.462×10^6 com prevenção do excesso de peso vs. 1.532×10^6 do algoritmo original).



Figura 20 Prevenção de excesso de peso para pixels; alto à esq. para embaixo à direita: imagem original, com ruído, filtrada pelo *NLM*, filtrada pelo *NLM* com limite para excesso de peso

Na verdade, este método parece ter sido utilizado no algoritmo *NLM* original, já que os resultados apresentados pelos autores originais parecem ter sido suavizados na imagem embaixo à direita. Este método foi testado para todas as imagens no conjunto escolhido e observou-se que sempre melhorou a qualidade das imagens. Por esta razão, em todas as comparações de qualidade de imagem entre o algoritmo original e quaisquer dos métodos para aceleração propostos, o método de prevenção de excesso de peso será utilizado tanto para o algoritmo original quanto para o método proposto.

5.2.2. Experimentos com filtragem por distância mínima

Este método está baseado na fórmula para distância mínima da seção “4.1.2.3”.

$$\text{Equação 14. } d_{a \min}^2(x, y) = (x' - y')^2 + (V'_x - V'_y)^2$$

A distância mínima é computada a partir das imagens classificadas e a distância ponderada L^2 é computada apenas se a distância mínima é menor do que um dado limite. Para os testes, utilizamos:

- Imagens: “fl6”, “bricks”, “herringbone_weave1”, “lena”, “mandrill”, “barb” e “slope”
- Desvio padrão do ruído: 5, 10, 15, 20, 25, 30
- Tamanho da janela de busca: 21x21
- Fator de decaimento: $h^2 = 10\sigma_n$

As imagens foram filtradas usando o seguinte teste:

$$\text{If } (x' - y')^2 + (V'_x - V'_y)^2 \leq t * \sigma_n^2 \text{ then } d_{xy}^2 = \|v(x) - v(y)\|_{2,a}^2$$

$$\text{Else } d_{xy}^2 = 0$$

t varia de 0.1 a 1000.

A Figura 21 mostra os resultados de qualidade para este experimento tendo o *MSE* como função do coeficiente t para todas as imagens e níveis de ruído.

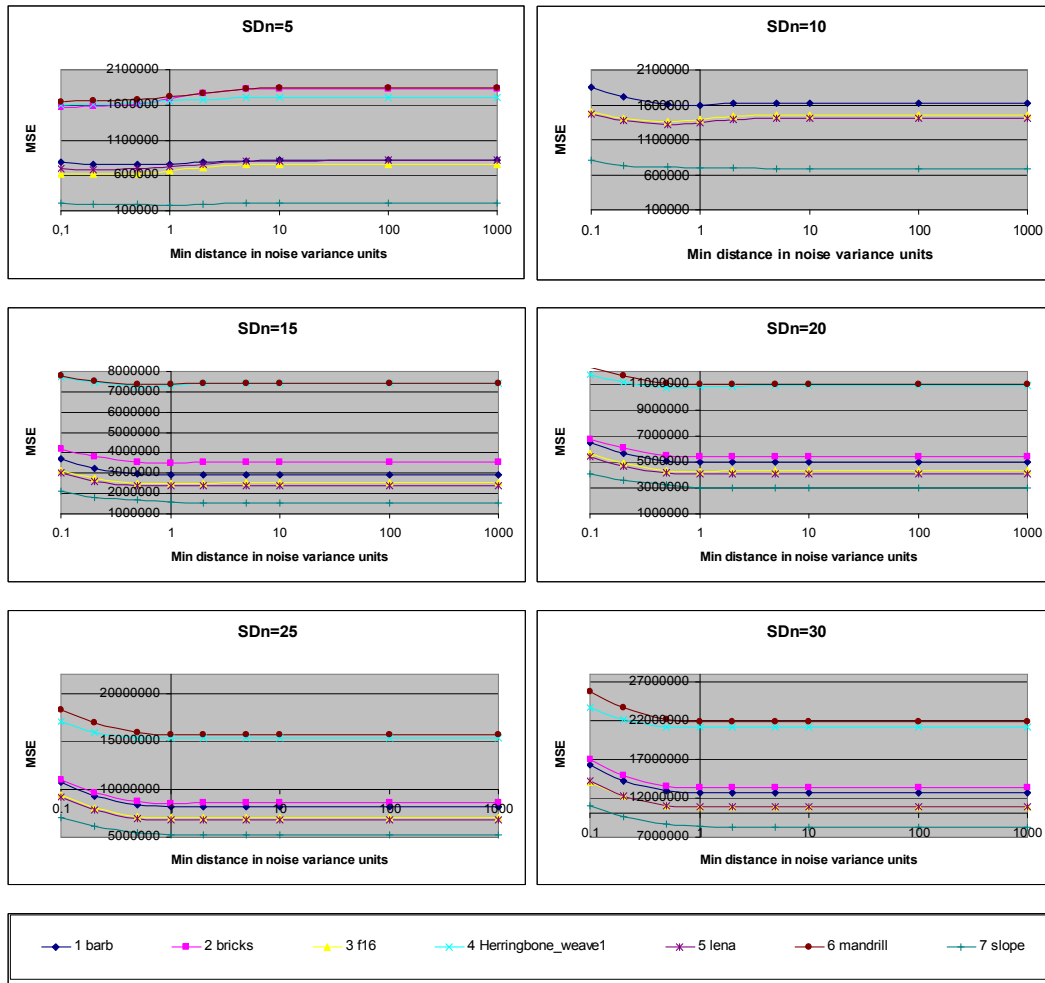


Figura 21 Resultados para o filtro de distância mínimo $MSE=f(t)$

Podemos observar que, para o filtro em $t=1$, já temos um MSE estável. Um limite inferior de $t=0.5$ causa apenas um pequeno acréscimo no MSE . Um fato interessante é que para valores baixos do ruído ($\sigma_n=5,10$), um filtro mais forte pode na verdade melhorar o MSE .

A Figura 22 mostra a taxa de rejeição em dois pontos escolhidos, rejeição em σ_n^2 e em $0.5\sigma_n^2$. Isto foi a aceleração real obtida através da filtragem para todas as imagens e níveis de ruído.

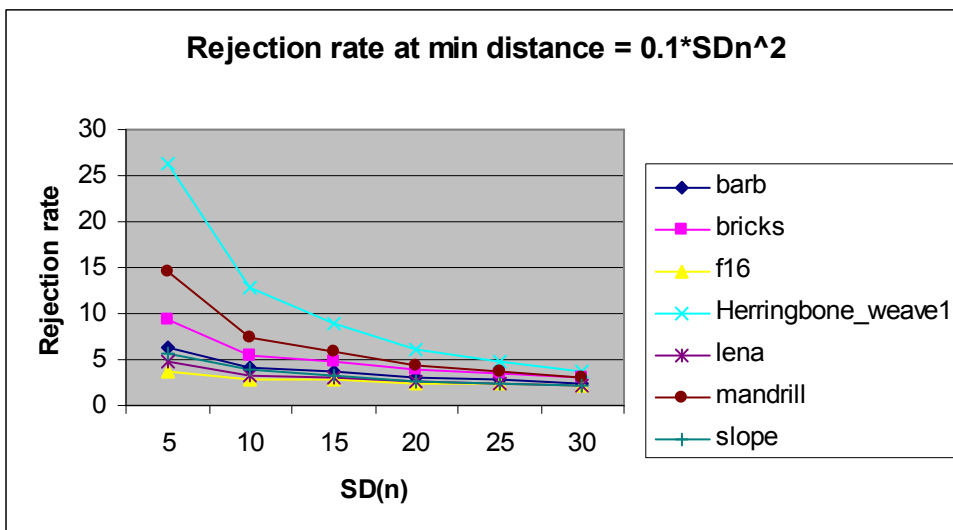
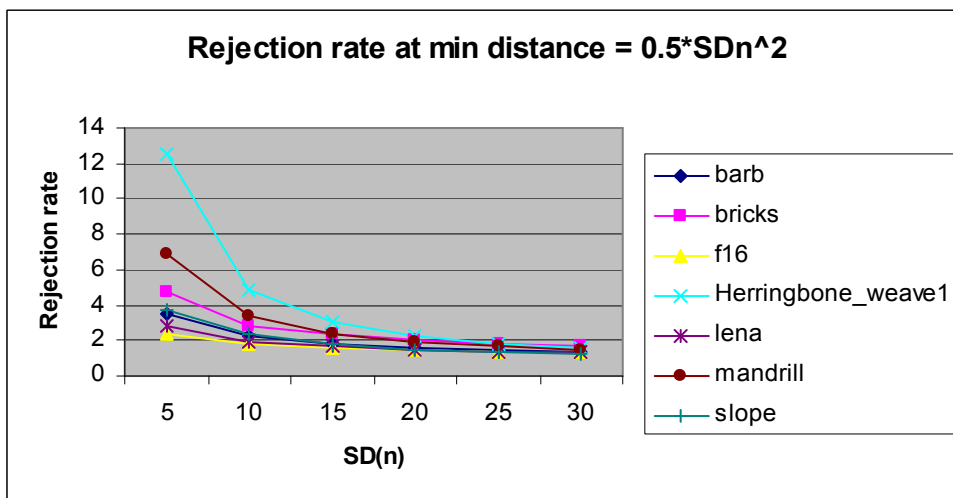
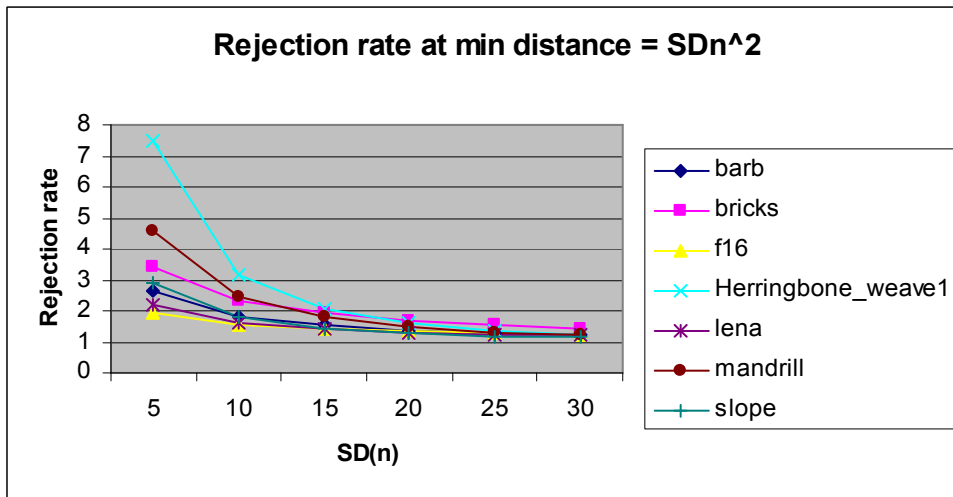


Figura 22 Resultados para o filtro de distância mínima, com taxa de rejeição t: topo t=1, meio t=0.5; embaixo t=0.1;

Podemos observar que a eficiência deste método cai abruptamente proporcionalmente ao nível de ruído. Com níveis altos de ruído, a aceleração alcançada é negligível (taxa de rejeição abaixo de 50%) enquanto que, com níveis baixos de ruído, a aceleração alcançada é da ordem de 2-12 (com distância mínima quadrática de σ_n^2) dependendo da natureza da imagem. O filtro produz melhores resultados para imagens muito detalhadas, como o “mandrill” e “espinha de peixe”.

Para imagens com baixo nível de ruído, observamos que a filtragem por uma distância quadrática mínima de $0.1\sigma_n^2$ tanto melhora o *MSE* quando alcança uma aceleração de 4-26. Isto pode ser muito útil para aplicações de fotografia onde o nível de ruído esperado está nestes níveis.

5.2.3. Experimentos com a rotação das vizinhanças de comparação

Rotação provou ser insignificante para o método da janela de busca. É difícil encontrar formas semelhantes mas com orientações distintas em uma janela de busca muito pequena. Ela possui um efeito pequeno na redução do *MSE* nas áreas de alta frequência e em buscas no domínio de agrupamentos, as mesmo assim a contribuição é insignificante. Para as imagens de teste, a melhor posição para computação da distância é a orientação original.

5.2.4. Experimentos com objetivo de peso adaptativo

Substituir a janela de busca por um objetivo para o peso adaptativo foi testado independentemente dos outros métodos e obteve bons resultados nas áreas de alto contraste. A tentativa de usar objetivos para o peso em áreas uniformes para reduzir a computação da distância ponderada L^2 provocou efeitos de “criar manchas” conforme pode ser observado na imagem embaixo à esquerda da Figura 24. Neste exemplo, a imagem “lena” com ruído com $\sigma_n=10$ foi filtrada usando o seguinte gráfico para o objetivo de peso:

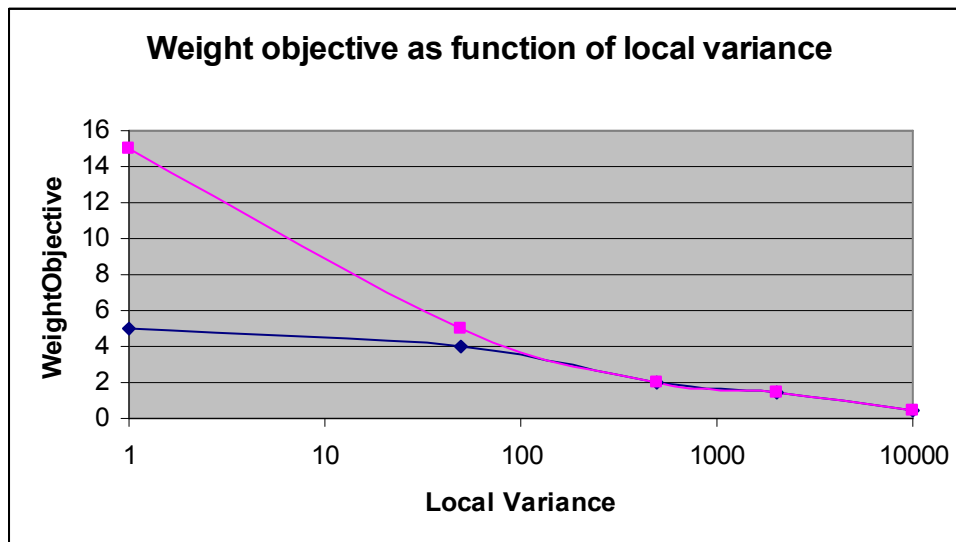


Figura 23 Objetivo do peso como uma função da variância local

Como pode ser observado, os dois gráficos diferem apenas nas áreas uniformes. Os resultados de qualidade e aceleração encontram-se resumidos na Tabela 3:

Image	MSE	Acceleration
Original	1.41×10^6	1
Low weight objective	1.44×10^6	4.6
High weight objective	1.39×10^6	3.1

Tabela 3 Exemplos de resultados para o objetivo do peso

A melhor aceleração foi alcançada com o melhor objetivo de peso, naturalmente. Há uma pequena degradação do *MSE* mas não há “manchas” fortes incômodas ao olho do observador¹. Com valores mais altos do objetivo do peso, o *MSE* de fato melhora (insignificantemente) com alguma aceleração (x3).

¹ Para melhor observar o efeito da criação de manchas, use a versão digital deste trabalho e amplie em 200% a imagem embaixo à esquerda, comparando-a com as outras imagens. As manchas podem ser mascaradas na versão impressa do trabalho.



Figura 24 Exemplo do objetivo do peso

Na Figura 24 há um exemplo do efeito do objetivo do peso. A imagem com ruído original ($\sigma_n=10$) aparece no topo à esquerda e a imagem no topo à direita é aquela restaurada pelo algoritmo original. As imagens embaixo são aquelas restauradas com os objetivos para o peso da Figura 23, a da esquerda com o valor inferior começando em 5, e a da direita com um valor maior começando em 15. As manchas que aparecem na imagem embaixo à esquerda são comuns na suavização Gaussian e resultam da computação da média localmente envolvendo menos pixels do que o necessário. Iso significa que as áreas uniformes devem ser filtradas usando um grande número de pixels. Como áreas uniformes são comuns em imagens naturais, isto pode ser um problema e limita a aceleração. Uma solução pode ser encontrada se tais áreas forem filtradas utilizando uma medida diferente de semelhança que não dependa da computação da distância ponderada L^2 .

5.2.5. Experimentos com fator de decaimento adaptativo

Experimentos com fator de decaimento adaptativo foram feitos em adição aos com o método do objetivo do peso. Aparentemente é mais simples modificar os parâmetros do objetivo para o peso do que controlar o fator de decaimento e obter os mesmos resultados. O problema principal está no aparecimento de manchas em áreas uniformes que deveria ser resolvido utilizando uma medida diferente de semelhança para se obter aceleração nestas áreas.

5.2.6. Experimentos com agrupamento

Experimentos com agrupamento de acordo com a média e o desvio padrão ponderado quadrático mostrou sérias deficiências nas nossas suposições. O fato de dois pixels residirem no mesmo bloco e terem a priori vizinhanças 100% similares não implica em que as suas vizinhanças sejam suficientemente semelhantes para produzir pesos significantes no processo de cálculo da média. Os experimentos mostraram que uma busca por pixels semelhantes, mesmo no caso de imagens muito “ativas”, é melhor realizada no domínio da imagem do que no domínio dos agrupamentos.

Isto não significa que outro esquema de agrupamento, baseado em outros classificadores, não pode levar a uma noção adequada de proximidade para pixels semelhantes. O exemplo dado por Mahmoudi e Sapiro em [5] mostra uma aceleração significativa para imagens pequenas muito ativas. No entanto, os resultados foram obtidos para imagens relativamente pequenas e parece ser bastante inferior em qualidade ao algoritmo original (embora provavelmente superior em qualidade a outros algoritmos para redução de ruído). Suspeitamos também que a eficiência deste enfoque diminua quando o tamanho das imagens cresce e os pixels no mesmo bloco estejam muito distantes entre si na imagem original. Mais comentários sobre este tópico pode ser encontrado no Capítulo 6, quando discutiremos trabalhos relacionados.

Se não se pode provar que os blocos contêm pixels semelhantes, uma imagem grande da ordem de 3M pixels pode criar grupos de busca muito maiores

do a janela de busca proposta no algoritmo original, desacelerando a execução em lugar de acelerá-la.

Os melhores resultados do esquema de agrupamento são obtidos para pixels que possuem uma vizinhança singular no seu entorno próximo. Estes pixels encontram os seus semelhantes mais facilmente no domínio de agrupamentos do que na imagem com anel de busca limitada. Esta vantagem perde seu efeito quando são consideradas propriedades de imagens naturais e o *HVS* no entanto:

1. É raro encontrar pixels singulares em imagens naturais.
2. Quando um destes pixels é encontrado em uma imagem natural, ele sempre ocorre em zonas muito ativas onde o olho humano está mais concentrado na atividade do que nos níveis de cinza. Um ponto com ruído raramente é visível.
3. Tais pixels pode ser processados suficientemente rápido no algoritmo proposto mesmo sem um esquema de agrupamento pois:
 - a. O teste da distância-limite eliminará muitos dos pixels adjacentes.
 - b. A variância local alta abaixará o objetivo de peso, levando a uma busca mais limitada.
 - c. Não se espera encontrar muitos pixels deste tipo.

A conclusão a que chegamos deste experimento é que, no caso de imagens naturais, a própria natureza das imagens leva a um agrupamento de pixels semelhantes no entorno do pixel a ser filtrado do que quaisquer dos nossos esquemas de agrupamento. Logo, o esquema de agrupamento não será considerado no algoritmo final.

5.2.7. Experimentos com a orientação do gradiente

A orientação do gradiente foi utilizada por Mahmoudi e Sapiro [5] como uma dimensão secundária de agrupamento. Como os nossos experimentos anteriores com agrupamento e com a rotação da vizinhança falharam, tentaremos usar o gradiente como um filtro secundário em adição ao filtro de distância mínima. Isto deve ser efetivo para rejeitar comparações entre filtros que tem uma

esperança alta para o peso por distância mínima, mas que eventualmente alcançam peso negligível devido a orientações diferentes do gradiente.

O filtro foi calibrado para rejeitar todas as $\pi/6$ comparações de vizinhanças com magnitude do gradiente maior do que 5 e orientação do gradiente maior do que $\pi/6$. O filtro resultou em uma aceleração de 2.5-6.5 com pequena degradação no *MSE* de algumas imagens, até 7% para baixos níveis de ruído e até 20% para altos níveis de ruído. Uma diferença visual entre o algoritmo original e este método foi quase invisível. Mesmo para imagens com alta degradação do *MSE*, a diferença entre o resultado deste método e o método original quase não é visível. A Figura 25 apresenta um exemplo de filtragem de uma imagem com ruído ($\sigma_n=20$) pelo algoritmo original e por dois filtros aplicados para rejeitar computações desnecessárias. O algoritmo modificado levou a um *MSE* 18% maior do que o original, e aceleração 3.5 mais rápida. As diferenças se há, não são facilmente percebidas.



Figura 25 Filtro do gradiente em adição ao filtro da distância mínima. Esq.: imagem filtrada pelo algoritmo original; dir.: imagem com os dois filtros aplicados

5.2.8.

Uma medida de semelhança alternativa para áreas uniformes

Conforme discutidos nos experimentos anteriores, áreas uniformes (*flat zones*) necessitam o processamento de um grande número de pixels semelhantes para evitar o aparecimento de “manchas”, conforme ilustrado na Figura 24. Se uma medida de semelhança simplificada for encontrada, então poderemos desconsiderar a computação de todas as distâncias ponderadas L^2 e acelerar a

execução do algoritmo. Na verdade, se tal medida for encontrada para todas as áreas da imagem então o problema de aceleração estará resolvido mas, como nenhuma tal medida foi encontrada ainda, ainda esperamos encontrar tal medida para as áreas uniformes, que são relativamente simples.

A idéia é que, depois de passar os filtros de distância mínima e de orientação do gradiente, verifiquemos se há uma área uniforme testando a variância local e o gradiente do pixel filtrado. Se tais valores forem abaixo de um limite pré-definido então a contribuição do pixel sendo comparado ao peso será tomada como uma constante. Em caso contrário, a distância ponderada L^2 será computada.

Se esta medida tiver sucesso, deverá acelerar a execução mantendo um alto número de pixels no cálculo da media para pixels em áreas uniformes, evitando assim o aparecimento de manchas.

Este método será testado como parte do algoritmo final completo.

5.3. Algoritmo final

O algoritmo final contém todos os métodos que provaram contribuir para a aceleração sem sacrificar demasiadamente a qualidade da imagem. O algoritmo será baseado no objetivo de peso adaptativo como condição de parada para o processo de cálculo da média, no uso dos filtros de distância mínima e de gradiente para rejeitar comparações que não contribuem para a média, e em um tratamento especial para as áreas uniformes.

5.3.1. O algoritmo

Para cada pixel, extraia a variância local e compute o objetivo ponderado e o fator de decaimento a ser usado. Comece pesquisando pixels a serem levados em consideração no cálculo da média com as seguintes condições de parada:

1. Não pare antes de processar os pixels em uma pequena janela de tamanho pré-definido no entorno do pixel em questão – “janela de busca mínima”.
2. Pare na fronteira da janela de busca.

3. Pare quando atingir o objetivo de peso.

Filtre apenas pixels que passem os seguintes dois filtros:

1. Filtro de distância mínima.
2. Filtro da orientação do gradiente.

Se o pixel filtrado pertencer a uma área uniforme, qualquer pixel que passe pelo processo de filtragem contribuirá com um peso (pequeno) constante. Pixels em áreas ativas continuarão a ser filtrados de acordo com a distância ponderada original L^2 .

5.3.2. Experimentos

A seguinte configuração foi utilizada para os experimentos:

1. Janela de busca mínima para os vizinhos imediatos: 8
2. Condição de parada: janela de busca 21x21 ou objetivo para o peso
3. Parâmetros dependentes da variância: definidos de acordo com a Figura 26.
4. Limite do filtro de distância mínima: $0.5\sigma_n^2$.
5. Ângulo do filtro de gradiente: magnitude mínima de 6 e Diferença do ângulo de $\pi/6$.
6. Limite para as áreas uniformes: fixado para variâncias menores do que 80 e magnitude do gradiente menor do que 3. A constante usada para áreas uniformes foi 0.3.

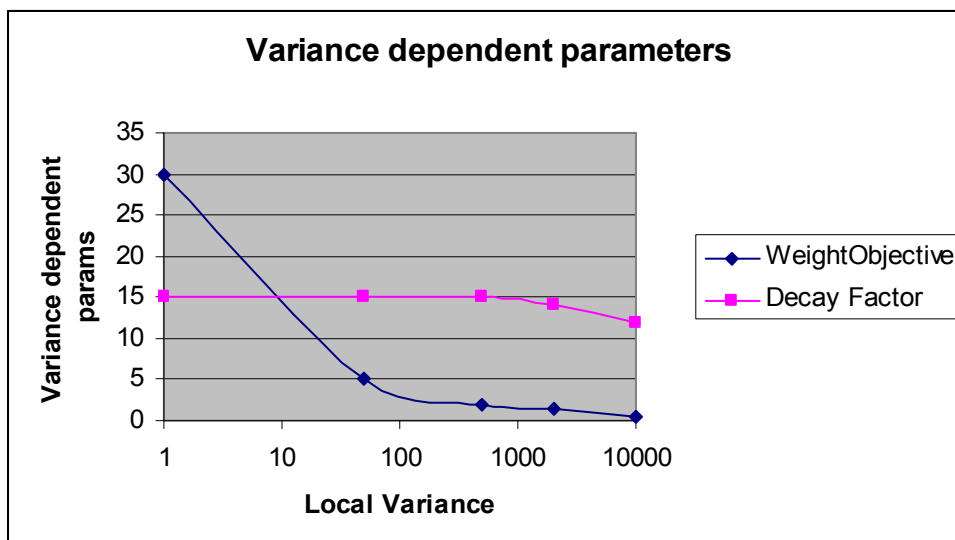


Figura 26 Parâmetros dependentes da variância para os testes como algoritmo final

A Tabela 4 resume a comparação entre algoritmo original baseado em janela de busca na configuração original (janela de busca de 21×21 e $h^2 = 10\sigma_n$) e o algoritmo modificado na configuração acima. A coluna *MSE ratio* indica a razão entre o *MSE* do algoritmo modificado e o do algoritmo original.

Noise SD	Image	MSE ratio	Acceleration
5	lena	99%	22.5
10	lena	98%	12.3
15	lena	94%	7.7
20	lena	87%	5.6
25	lena	82%	4.7
30	lena	79%	4.4
5	boat	98%	25.3
10	boat	98%	13.4
15	boat	96%	8.2
20	boat	90%	6.0
25	boat	85%	5.1
30	boat	81%	4.7
5	f16	94%	25.8
10	f16	96%	13.1
15	f16	92%	8.0
20	f16	86%	5.8
25	f16	81%	5.0
30	f16	77%	4.7
5	goldhill	100%	20.1
10	goldhill	101%	13.1
15	goldhill	99%	8.3
20	goldhill	94%	6.0
25	goldhill	88%	5.0
30	goldhill	84%	4.6
5	barb	107%	16.2
10	barb	108%	10.7
15	barb	102%	7.4
20	barb	95%	5.5
25	barb	89%	4.7
30	barb	85%	4.3
5	mandrill	109%	19.1
10	mandrill	105%	11.9
15	mandrill	101%	8.2
20	mandrill	96%	6.3
25	mandrill	91%	5.4
30	mandrill	87%	4.9

Tabela 4 Comparação entre os resultados do algoritmo modificado e do algoritmo original

Os primeiros exemplos são para as imagens “lena”, “boat” e “f16”, a maioria com áreas de baixa frequência. O algoritmo trabalha corretamente em

todas as imagens com melhora constante no *MSE* e aceleração entre 4.4 para imagens com alto ruído e 25.8 para imagens com baixo ruído.

Para as imagens “barb” e “mandrill”, com muitas áreas de alta frequência, o algoritmo trabalha melhor nas áreas com alto ruído e oferece uma melhora pequena (até 9%) no *MSE* quando comparado com o algoritmo original e aceleração entre 4.3 e 19.1.

Para a imagem “goldhill”, com uma mistura de áreas de alta e baixa frequência, o algoritmo mantém o *MSE* original e oferece aceleração entre 4.6 e 20.1.

Na Figura 27 há quatro exemplos gerados pelos algoritmos original e final. As imagens “barb” e “goldhill” foram restauradas para $\sigma_n=10$, “lena” para $\sigma_n=15$ e “mandrill” para $\sigma_n=20$. Na Figura 28, utilizamos o ruído de método como medida de qualidade entre o algoritmo original e final. Note que a estrutura da imagem aparece mais fortemente para o algoritmo original do que para o algoritmo final acelerado. A diferença é insignificante no entanto.

Comparando-se os efeitos artificiais introduzidos pelos algoritmos original e final, observa-se um ruído residual em algumas áreas uniformes, e efeitos de “choque” em vinhetas suaves, resultante da quantização dos níveis de intensidade filtrados no algoritmo final. Por outro lado, podemos observar que os detalhes finos estão mais detalhados no algoritmo final.



Figura 27 Exemplos de resultados dos algoritmos original (esq.) e final (dir.)

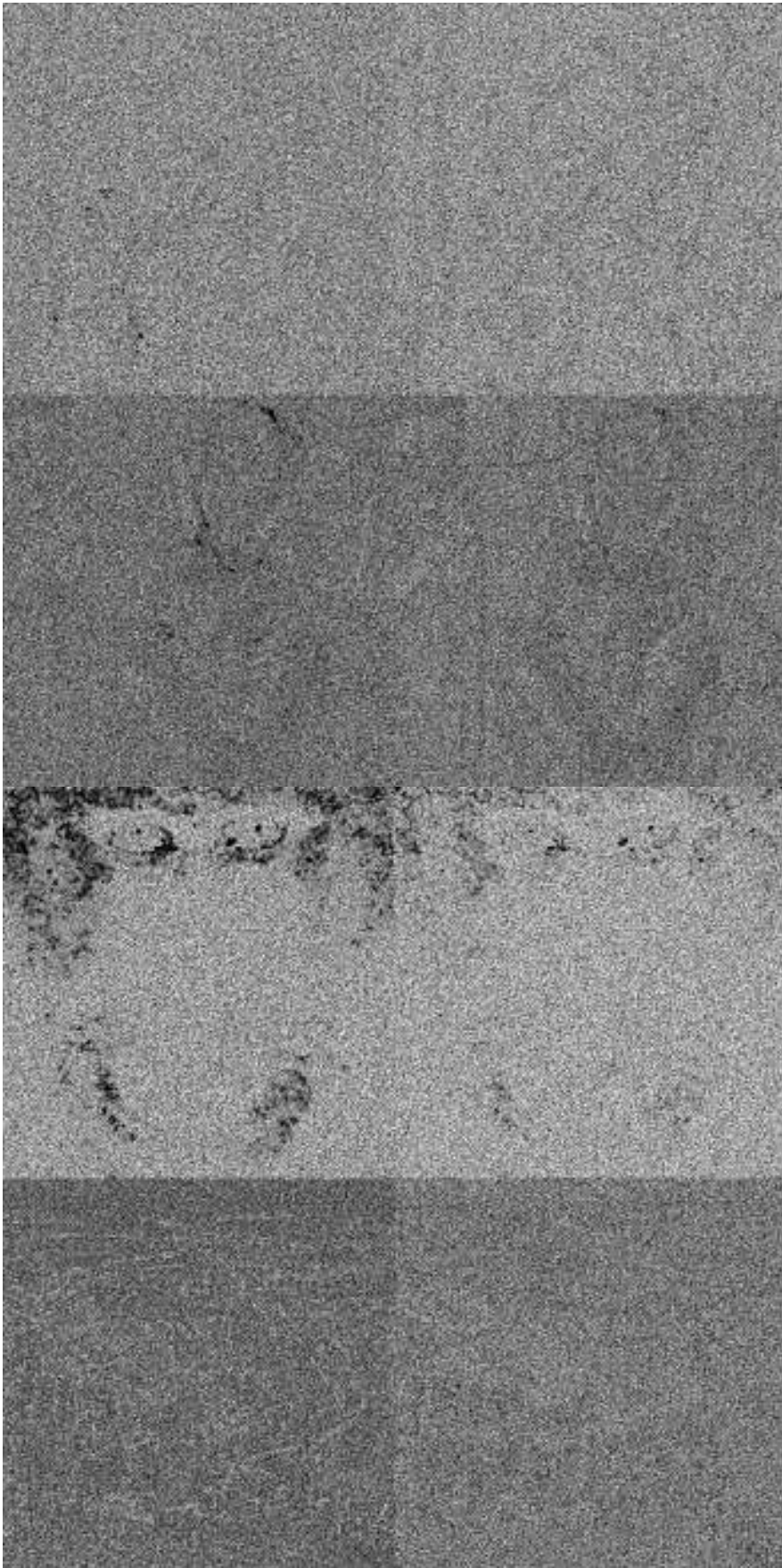


Figura 28 Resultados do ruído de método dos alg. original (esq.) e final (dir.)

5.3.2.1. Levando os limites ao extremo

Testes adicionais apenas para áreas de baixo ruído ($\sigma_n=5-15$), com filtragem mais alta (distância mínima de $0.1 \sigma_n^2$ e orientação do gradiente de $\pi/10$), resultaram em acelerações de 11-33 vezes e degradação do *MSE* de menos de 10% quase sem efeitos artificiais visíveis. Tentativas para acelerar o algoritmo original para imagem com baixo ruído utilizando-se pequenas janelas de busca ficaram limitadas por um fator de 3-4, pois janelas pequenas começam a introduzir “manchas” em áreas uniformes.

Quando tentamos filtrar áreas de alto contraste com poucas operações, podemos alcançar bons resultados de acordo com o modelo do *HVS* mesmo que o *MSE* aumente significativamente, além do desempenho de outros filtros inferiores. A Figura 29 mostra um exemplo de filtragem mínima em áreas de alto contraste.



Figura 29 Filtragem mínima em áreas de alto contraste

A imagem no alto à esquerda é a imagem original com ruído ($\sigma_n=10$). As imagens embaixo foram filtradas pelo algoritmo original (esquerda) e pelo algoritmo final acelerado com apenas 8 pixels participando na filtragem de pixels em áreas de alta frequência (com σ_{image} maior do que 80). Os resíduos de ruído podem ser vistos na imagem embaixo à esquerda especialmente ao longo de estruturas longas (zoom in na perna da mesa por exemplo - Figura 30). A imagem do ruído de método (topo à direita) mostra estruturas relevantes da imagem que continuam com alto resíduo de ruído (áreas pretas). O *MSE* desta imagem aumentou 32%, embora a aceleração alcançada de 23 vezes compense a degradação já que, para o *HVS*, a degradação não é significativa.



Figura 30 Filtragem mínima para áreas de alto contraste – zoom in

5.3.2.2. Exemplos para imagens coloridas

A Figura 31 mostra o efeito do algoritmo final em imagens coloridas. Nestes exemplos, adotamos a seguinte configuração, com as imagens com ruído à esquerda e as imagens produzidas pelo algoritmo acelerado à direita:

- “lena”, $\sigma_n=10$ acelerado por 16
- “f16”, $\sigma_n=15$ acelerado por 8.3
- “mandrill”, $\sigma_n=20$ acelerado por 11.7.

Nestes experimentos, há ruído igual em todos os canais de cor e o algoritmo é aplicado em cada canal individualmente sem tentar aceleração adicional baseada em técnicas para conversão de esquemas de cor.



Figura 31 Algoritmo final acelerado para imagens coloridas