

Medidas e Estratégias para Avaliação da Qualidade Perceptual de Imagens Usando Redes Bayesianas

Ronaldo de Freitas Zampolo e Rui Seara

Resumo—Este trabalho discute a definição de métricas e estratégias para avaliação da qualidade perceptual de imagens. Tal estudo se justifica diante do número expressivo de aplicações em processamento de imagens destinadas ao consumo humano. Em especial, é proposta uma medida baseada em redes Bayesianas, denominada *medida de qualidade composta-Bayesiana* (MQC-B), cuja finalidade é a avaliação de imagens degradadas por distorção em frequência e injeção de ruído. A MQC-B é validada experimentalmente e suas características são discutidas.

Palavras-Chave—MQC-B, avaliação da qualidade de imagens, redes Bayesianas, processamento de imagens.

Abstract—This paper addresses the issue of perceptual image quality assessment and psychovisual quality metric development. Such a study is justified due to expressive number of image processing applications designed for human consumption. Particularly, a measure based on Bayesian networks, called *Bayesian composed quality measure* (B-CQM), is proposed, which aims to assess quality in images degraded by both frequency distortion and noise injection. The B-CQM is confirmed experimentally and its features are discussed.

Keywords—B-CQM, image quality assessment, Bayesian networks, image processing.

I. INTRODUÇÃO

Neste trabalho, o problema da definição de métricas e estratégias para avaliação da qualidade de imagens é discutido. Em especial, buscam-se métricas representativas da percepção visual humana e procedimentos para validação de métricas propostas. Estudos dessa natureza são justificados ao se verificar, em primeiro lugar, a predominância de métricas baseadas no *erro quadrático médio* (*mean-square error* – MSE), incorporadas ou externamente usadas para o ajuste de parâmetros em sistemas de processamento de imagens, apesar de ser o MSE sabidamente inadequado do ponto de vista perceptual [1], [2]. Em segundo lugar, constata-se expressivo número de aplicações em processamento de imagem visando à visualização humana, tais como os sistemas médicos para diagnóstico e intervenção cirúrgica assistida por imagem, museu virtual, restauração de fotografia convencional.

A grande popularidade do MSE tem suas raízes em diversos fatores. Um deles é que as medidas baseadas no MSE resultam em expressões matemáticas mais simples, se comparadas às baseadas em modelos de percepção, o que facilita a manipulação analítica e leva a algoritmos de mais baixa complexidade computacional. Outro motivo significativo é que,

considerada a complexidade do sistema visual humano, aliada a especificidades de ordem cultural e pessoal que influenciam na percepção de qualidade, as métricas psicovisuais podem ser apontadas como de aplicação excessivamente restrita.

Ambos os argumentos expressam verdades, contudo os mesmos devem ser contextualizados para se avaliar a sua relevância. O aumento da capacidade computacional dos processadores vem tornando o uso de métricas psicovisuais cada vez mais interessante, uma vez que a maior associação entre otimização numérica e melhoramento de qualidade percebida tende a compensar o aumento de complexidade computacional. Quanto aos modelos serem de alcance restrito, experimentos vêm revelando que algumas das métricas psicovisuais são gerais o suficiente para representar de maneira adequada determinadas classes de sistemas de aquisição e visualização de imagens [2]–[4].

O desenvolvimento de modelos inspirados no sistema visual humano tem recebido contribuições de pesquisadores de variada formação, tais como engenheiros, biólogos, médicos e psicólogos. O particular interesse sobre a percepção do contraste em imagens, que vem estimulando diversos trabalhos nessa área [2]–[6], deve-se ao seu relevante papel na avaliação da qualidade visual. Os trabalhos de Michelson, Weber e Fechner sobre contraste podem ser tidos como pioneiros na tentativa de expressar esse aspecto da percepção visual em termos objetivos [3], [7], [8]. Embora desenvolvidas a partir de experimentação, as medidas de Weber-Fechner e Michelson não lograram êxito na representação do contraste percebido em imagens complexas, o que é atribuído ao fato de as imagens de teste usadas serem muito simples (pontos luminosos ou padrão senoidal destacados em fundo uniforme) em relação às imagens encontradas em cenas reais [2], [7].

Experimentos atestam que a percepção de contraste depende das frequências espaciais envolvidas. As chamadas *funções de sensibilidade ao contraste* (*contrast sensitivity function* – CSF) e de *limiar de contraste* (*contrast threshold function* – CTF) são resultantes de tais experimentos [5], [9]–[11].

Atentos à referida dependência, Hess e Pointer propõem uma medida de contraste explicitamente definida no domínio da frequência [3]. Contudo, tal métrica não tem se mostrado capaz de caracterizar convenientemente o mascaramento de contraste.

Em [3], Peli propõe uma medida de contraste perceptual que considera tanto a dependência da frequência espacial quanto os efeitos de mascaramento do domínio da sequência. Através de um banco de filtros do tipo *log-coseno*, é calculado o contraste para cada *pixel* da imagem sob análise. Avaliações posteriores mostram que o contraste de Peli-Lubin (abordagem

originalmente proposta por Peli, e posteriormente modificada por Lubin) possui desempenho superior em comparação com outras medidas testadas, a saber: Michelson, King-Smith e Kulicowski [4].

Recentemente em [7], foram apresentadas duas métricas para avaliação da qualidade visual de imagens em sistemas de restauração. Essas métricas foram desenvolvidas para avaliar, em separado, os efeitos de distorção em frequência e injeção de ruído, sendo denominadas *medida de distorção* (*distortion measure* – DM) e *medida de qualidade de ruído* (*noise quality measure* – NQM), respectivamente. Ainda em [7], a NQM é comparada a outras métricas, *razão sinal-ruído* (*signal-to-noise ratio* – SNR) e *razão sinal-ruído ponderada* (*weighted signal-to-noise ratio* – WSNR), mostrando-se melhor na caracterização do mascaramento de contraste.

Em [12], [13], dados experimentais corroboram a boa correlação entre a qualidade percebida de imagens contaminadas por ruído e a NQM, para o caso de ruído aditivo Gaussiano. Além disso, é sugerida uma nova métrica para quantificar a distorção em frequência, denominada *medida de qualidade de distorção* (MQD), uma vez que a DM mostrou-se inadequada. A MQD é obtida usando-se o mesmo procedimento do cálculo da NQM, porém com entradas modificadas. E, a fim de preencher uma lacuna apontada em [7], é desenvolvida também uma medida para avaliar os efeitos combinados da distorção em frequência e injeção de ruído, denominada *medida de qualidade composta* (MQC). Ambas, MQD e MQC, são validadas experimentalmente.

Neste trabalho, é proposto um modelo alternativo à MQC, usando-se *redes Bayesianas* (MQC-B). A MQC-B mantém explícita a natureza estocástica do experimento de avaliação subjetiva, o que não acontece com a MQC que, como outras métricas, é determinística.

O presente texto encontra-se estruturado com se segue. A Seção II trata das medidas inspiradas no sistema visual humano, com ênfase nas MQD e MQC, por serem objeto dos estudos realizados. A MQC-Bayesiana (MQC-B) é proposta e validada experimentalmente na Seção III. E, na Seção IV, são apresentadas as principais conclusões obtidas.

II. MEDIDAS DE QUALIDADE BASEADAS NO SISTEMA VISUAL HUMANO

Esta seção trata das métricas para avaliação da qualidade de imagens baseadas ou inspiradas nas características do sistema visual humano. Via de regra, tais medidas são desenvolvidas a partir de experimentos de avaliação subjetiva.

A. *Funções de sensibilidade ao contraste* (*contrast sensitivity function* – CSF) e *de limiar de contraste* (*contrast threshold function* – CTF)

A CSF e a CTF não são medidas de qualidade, propriamente ditas. Contudo, são freqüentemente usadas na definição de medidas psicovisuais, pois a CSF e a CTF (a inversa da CSF) modelam a percepção humana de contraste em função da frequência espacial. Com o apoio da CSF e CTF, podem-se considerar, em uma dada métrica, a influência do ambiente e do equipamento de visualização empregado, tais

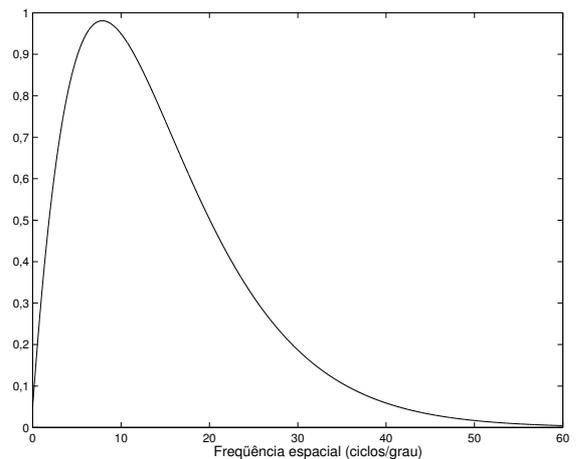


Fig. 1. Função de sensibilidade ao contraste (*contrast sensitivity function* – CSF).

como distância de visualização, resolução de monitores e impressoras, tamanho da imagem, condições de iluminação, bem como eventuais deficiências visuais apresentadas pelo observador [9], [10]. Um modelo usado na aproximação da CSF é dado por (1) e ilustrado na Fig. 1.

$$CSF(f) = 2,6 (0,0192 + 0,114f) \exp [-(0,114f)^{1,1}], \quad (1)$$

onde f representa a frequência espacial radial (ciclos/grau).

A CTF é definida pela expressão

$$CTF(f) = \frac{k}{CSF(f)}, \quad (2)$$

onde f denota a frequência espacial radial (ciclos/grau) e k é uma constante de escalamento.

B. *Medida de qualidade de ruído* (*noise quality measure* – NQM)

Em [7], os autores propõem uma estratégia para avaliação de qualidade no contexto da restauração de imagens. Nessa metodologia de avaliação, os efeitos de distorção em frequência e injeção de ruído são considerados de maneira isolada, o que não era feito até então por outras abordagens. Dessa forma, pode-se verificar como a distorção em frequência e injeção de ruído são afetadas, por exemplo, pela alteração de um determinado parâmetro do sistema. Para medir injeção de ruído e distorção em frequência, os autores apresentam a *medida de qualidade de ruído* (*noise quality measure* – NQM) e a *medida de distorção* (*distortion measure* – DM), respectivamente.

A NQM é dada por

$$NQM = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{(m,n)} O_s(m,n)^2}{\sum_{(m,n)} [O_s(m,n) - I_s(m,n)]^2} \right\}, \quad (3)$$

onde $O_s(m,n)$ e $I_s(m,n)$ são denominadas versões sintetizadas da imagem modelo e imagem restaurada, respectivamente. A imagem modelo consiste na imagem restaurada, obtida a

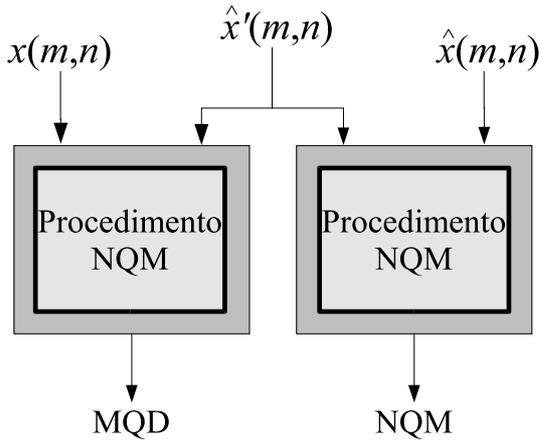


Fig. 2. Blocos para avaliação da MQD and NQM (x , \hat{x} and \hat{x}' denotam a imagem original, imagem de teste e versão da imagem de teste isenta de ruído, respectivamente).

partir de uma versão da imagem degradada isenta de ruído [7].

Tanto $O_s(m, n)$ quanto $I_s(m, n)$ são calculadas usando-se a CTF (2) e a medida de contraste de Peli [3], [4].

A NQM mostrou-se superior do ponto de vista perceptual em relação à SNR e WSNR [7]. Trabalhos posteriores [12], [13] confirmam, para o caso de ruído aditivo Gaussiano e usando dados experimentais, o que já era apontado em [7] a respeito da correlação entre NQM e qualidade percebida.

Por sua vez, a DM (4) revelou-se inadequada para representar a qualidade de imagens degradadas por distorção em frequência, levando à proposta da métrica discutida a seguir.

A DM é dada pela expressão

$$DM = 20 \log_{10} \left\{ \sum_{(u,v)} \left| \left[1 - \frac{\hat{X}'(u,v)}{X(u,v)} \right] CSF(u,v) \right| \right\}, \quad (4)$$

onde $\hat{X}'(u, v)$ e $X(u, v)$ denotam as transformadas de Fourier da imagem de teste isenta de ruído e da imagem original, respectivamente.

C. Medida de qualidade de distorção (MQD)

Em [12], [13], foram realizados testes experimentais que concluíram pela inadequação da DM como métrica perceptual, em função de sua baixa correlação com as avaliações subjetivas coletadas. Isso estimulou a proposta de uma nova medida para avaliação da qualidade de imagens degradadas por distorção em frequência. Tal medida, denominada *medida de qualidade de distorção* (MQD), é obtida a partir do mesmo procedimento para o cálculo da NQM, modificando suas entradas, como mostrado na Fig. 2.

A MQD, de acordo com os dados levantados experimentalmente, apresentou maior consistência do que a DM em relação à avaliação subjetiva da qualidade de imagens [12], [13].

D. Medida de qualidade composta (MQC)

Ainda em [12], [13], é sugerida uma métrica para avaliar a qualidade de imagens degradadas pela combinação dos efeitos

TABELA I
VALORES USADOS PARA CLASSIFICAR IMAGENS

Classificação	Qualidade Percebida
4	Excelente
3	Boa
2	Regular
1	Ruim
0	Inadmissível

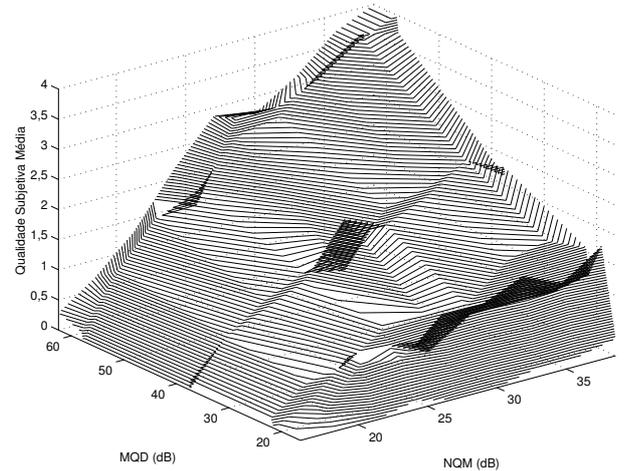


Fig. 3. Classificação subjetiva média em função da NQM e MQD, para um conjunto de imagens degradadas por combinação entre distorção em frequência e injeção de ruído.

de distorção em frequência e injeção de ruído, uma lacuna apontada em [7]. Assim, foi realizado um experimento de avaliação subjetiva, reproduzido a seguir para melhor entendimento:

- i) um conjunto de 81 imagens de teste, resolução 256×256 , degradadas por distorção em frequência e injeção de ruído em diferentes níveis, é obtido a partir da imagem "Lena";
- ii) cada imagem é classificada sete vezes por voluntários em termos de qualidade percebida, de acordo com a Tabela I, que associa a cada categoria de qualidade um valor numérico;
- iii) a ordem de visualização das imagens é aleatória e a imagem original não é fornecida para comparação;
- iv) os voluntários têm idades que variam dos 20 aos 50 anos, visão normal ou corrigida e são de ambos os sexos;
- v) um monitor de 15 polegadas, resolução de 800×600 , é usado para visualizar as imagens de teste;
- vi) a distância de visualização é de 60 cm.

Após concluído o experimento, a média das avaliações foi calculada para cada imagem de teste. De posse, então, das classificações subjetivas médias e dos respectivos valores de NQM e MQD, foi traçada a superfície apresentada na Fig. 3.

Então, com o objetivo de modelar a superfície da Fig. 3, algumas funções foram testadas. Otimizados os parâmetros dessas funções, a que apresentou melhor relação entre a correlação dos dados experimentais com os valores previstos pelo modelo e a complexidade computacional foi a *função Gaussiana bidimensional de variáveis não-correlacionadas*,

definida como segue:

$$MQC = k \exp \left[-\frac{(N - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{(D - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2} \right], \quad (5)$$

onde N e D denotam a NQM e a MQD, respectivamente; μ_1 , μ_2 , σ_1^2 e σ_2^2 denotam as médias e variâncias de N e D , respectivamente; e k é uma constante de normalização, usada para manter os valores de MQC entre 0 e 4 (ver Tabela I).

III. MEDIDA DE QUALIDADE COMPOSTA-BAYESIANA (MQC-B)

Nesta seção, é proposto um modelo alternativo para a MQC, usando redes Bayesianas. Essa nova métrica possui algumas características que a tornam vantajosa em relação à MQC original.

Assim como em outras métricas psicovisuais, pode-se verificar que o modelo da MQC (5) é determinístico, muito embora a avaliação subjetiva esteja sujeita a fatores aleatórios, como preferências culturais e pessoais do avaliador.

Além disso, a atualização do modelo da MQC, face a novos dados experimentais, mostra-se uma tarefa pouco amena. Na melhor das hipóteses, é necessário otimizar novamente os parâmetros da função (5). O mais provável, porém, é que seja preciso verificar se o tipo de função escolhida anteriormente ainda é adequado.

Como será mostrado, a MQC-B mantém explícita a natureza estocástica do experimento de avaliação e torna mais simples o procedimento de atualização do modelo por ocasião da coleta de novos dados.

A. Redes Bayesianas

Redes Bayesianas são grafos acíclicos orientados, comumente usados em sistemas especialistas e aplicações em inteligência artificial, devido à sua capacidade de modelar conhecimento sujeito à incerteza por aleatoriedade. A fim de, por exemplo, expressar o conhecimento de um especialista em determinada área através de redes de Bayes, é necessário identificar as variáveis relevantes que irão compor os nós de entrada da rede, e dispor de uma base de dados fornecida pelo próprio especialista ou proveniente de dados de campo coletados.

Em seguida, são estimadas as probabilidades *a priori* das variáveis de entrada em relação às saídas, bem como as probabilidades das saídas. Baseadas no teorema de Bayes (6), as redes Bayesianas calculam as probabilidades *a posteriori* das saídas, dada uma determinada configuração dos seus nós de entrada.

Uma vez definida a rede Bayesiana, a mesma deve ser validada em contato com casos práticos, a fim de se avaliar se o modelo é válido.

O teorema de Bayes [14], é definido por

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{P(B|A_1) + P(B|A_2) + \dots + P(B|A_n)}, \quad (6)$$

onde $P(A)$ é a probabilidade de um evento A , o conjunto $[A_1 A_2 \dots A_n]$ representa uma partição do *evento certo* e B é um evento arbitrário.

TABELA II
PROBABILIDADE *a priori* DA NQM – $P(S_N|Q)$

Seção # (S_N)	Excelente	Boa	Regular	Ruim	Inadmissível
1	0,000	0,000	0,000	0,028	0,403
2	0,000	0,000	0,016	0,179	0,201
3	0,000	0,000	0,101	0,218	0,076
4	0,000	0,014	0,186	0,162	0,063
5	0,000	0,264	0,116	0,101	0,076
6	0,023	0,236	0,163	0,084	0,063
7	0,163	0,236	0,147	0,078	0,042
8	0,372	0,181	0,109	0,078	0,042
9	0,442	0,069	0,163	0,073	0,035

TABELA III
PROBABILIDADE *a priori* DA MQD – $P(S_D|Q)$

Seção # (S_D)	Excelente	Boa	Regular	Ruim	Inadmissível
1	0,000	0,000	0,000	0,028	0,403
2	0,000	0,000	0,132	0,156	0,125
3	0,000	0,000	0,016	0,240	0,125
4	0,000	0,000	0,140	0,190	0,076
5	0,000	0,125	0,202	0,112	0,056
6	0,023	0,083	0,209	0,112	0,063
7	0,326	0,250	0,124	0,039	0,056
8	0,349	0,264	0,093	0,056	0,049
9	0,302	0,278	0,085	0,067	0,049

Maiores detalhes sobre redes Bayesianas podem ser encontrados em [15], [16].

B. Proposta da MQC-B

Na definição da MQC-B, são considerados como os *nós de entrada* os valores de NQM e MQD da imagem que se quer avaliar; a *saída* da rede é a *qualidade percebida* e os dados de campo coletados são os mesmos que serviram para desenvolver a MQC original [12], [13].

O passo seguinte é o cálculo das probabilidades *a priori*. Nessa etapa, uma diferença em relação à MQC original: a superfície da Fig 3 foi obtida a partir da *média da classificação subjetiva*. Tal artifício, o cálculo da média das avaliações, não é necessário para o desenvolvimento da MQC-B, podendo os dados experimentais da qualidade serem usados tal qual foram obtidos. Outra diferença está na necessidade de se dividir a faixa dinâmica da NQM e MQD em seções não-superpostas. Ambas as faixas dinâmicas da NQM e MQD foram divididas em 9 seções, de maneira que cada seção contivesse aproximadamente o mesmo número de imagens de teste.

As probabilidades *a priori* estimadas, usando-se frequência relativa, são apresentadas nas Tabelas II e III. A probabilidade da qualidade também é estimada a partir da frequência relativa e encontra-se na Tabela IV.

Para implementar a MQC-B foi usado o *Netica™ Application v1.12* [17]. Na Fig 4, é mostrada a rede Bayesiana resultante em seu estado inicial, sem nenhuma ocorrência selecionada nos nós de entrada. A Fig. 5, por sua vez, é um exemplo do comportamento da MQC-B, na suposição de que uma determinada imagem que se deseja avaliar apresenta-se fortemente contaminada por ruído (sua NQM pertence à Seção

TABELA IV
PROBABILIDADE ESTIMADA DAS CLASSES DE QUALIDADE

Qualidade percebida (Q)	P(Q)
Excelente	0,080
Boa	0,130
Regular	0,230
Ruim	0,320
Inadmissível	0,240

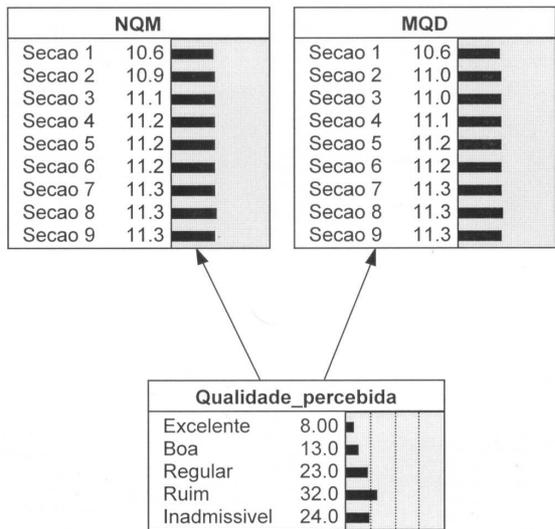


Fig. 4. Rede Bayesiana em seu estado inicial.

1) e levemente distorcida em frequência (MQD pertence à Seção 9). Nas Figs. 6 e 7, são mostradas as saídas para o caso de imagens com o mesmo tipo de distorção em frequência, porém com ruído em níveis cada vez menores. Nesse caso, a NQM migra para a Seção 9 e as probabilidades de maior valor direcionam-se para categorias de melhor qualidade. Ressalta-se que a MQC-B apresenta como saída, não mais um número a representar a qualidade predita pelo modelo, mas as probabilidades de uma dada imagem ser classificada nas diferentes categorias definidas para a qualidade percebida.

C. Experimento de validação

Para fins de validação da MQC-B, um número de 8 imagens foi sorteado dentre as 81 pertencentes àquele conjunto usado para modelar a MQC. O procedimento experimental usado segue os mesmos princípios descritos nos itens (ii) a (vi) na Seção II.D. Na validação, contudo, foram usados 10 avaliadores de mesmo perfil, porém distintos daquele primeiro grupo. Para as imagens sorteadas, a saída da MQC-B resultou nos valores apresentados na Tabela V. As quantidades em negrito indicam, para cada imagem, a categoria de qualidade mais provável de ser indicada pelos observadores.

A Tabela VI mostra o resultado da avaliação subjetiva. Em negrito, as categorias de qualidade mais apontadas pelos avaliadores para cada imagem do conjunto de teste. Comparando-se as Tabelas V e VI, pode-se notar a correspondência existente em relação aos valores de maior ocorrência preditos e verificados experimentalmente.

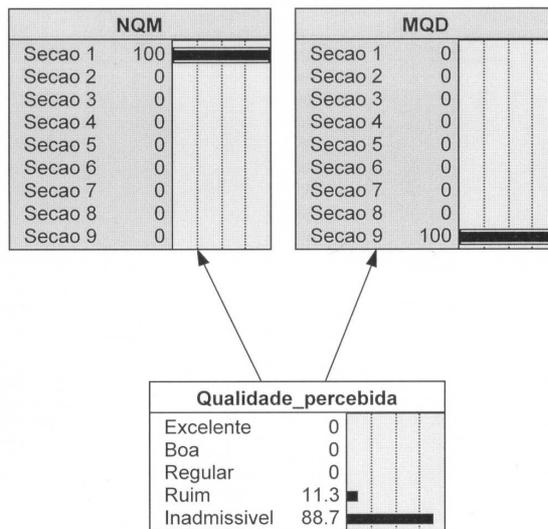


Fig. 5. Resultado da MQC-B para uma imagem de teste altamente contaminada por ruído e levemente distorcida em frequência.

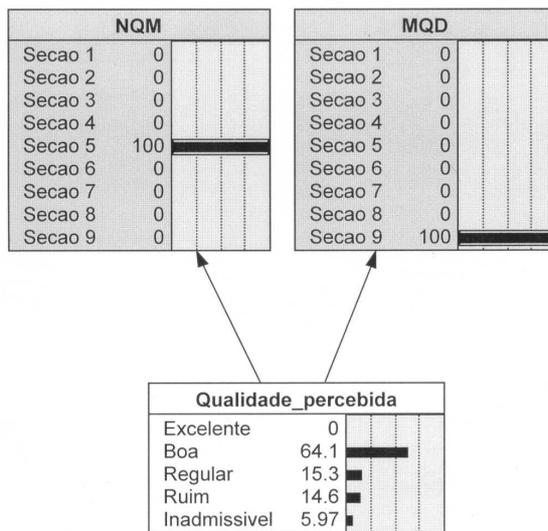


Fig. 6. Resultado da MQC-B para uma imagem de teste moderadamente contaminada por ruído e levemente distorcida em frequência.

D. Discussão

Os resultados apresentados atestam que a MQC-B apresenta boa correlação entre a qualidade predita e a subjetiva, em termos das classes de qualidade de maior ocorrência, considerando-se as condições em que os experimentos foram realizados.

A atualização da MQC-B, face a novos dados experimentais, é feita simplesmente atualizando-se as tabelas de probabilidade, procedimento bem menos complexo do que a nova estimação exigida na MQC original.

A MQC-B pode ser usada na simulação, teste e ajuste de parâmetros de sistemas de processamento de imagens, sendo, contudo, limitada àquelas situações em que a imagem original e uma versão da imagem degradada isenta de ruído sejam conhecidas.

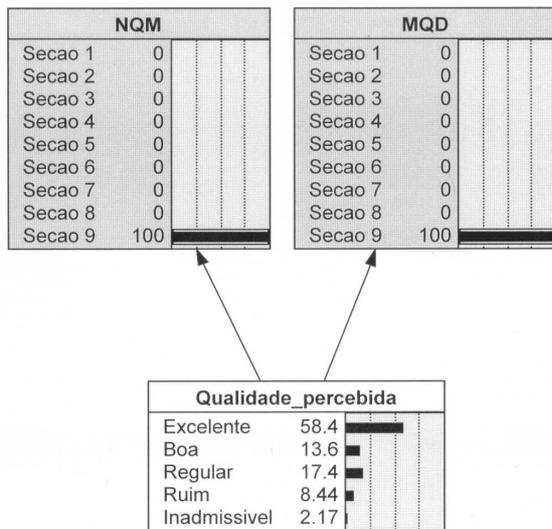


Fig. 7. Resultado da MQC-B para uma imagem de teste quase sem ruído e levemente distorcida em frequência.

TABELA V
QUALIDADE PREDITA PELA MQC-B (%)

Imagem #	Excelente	Boa	Regular	Ruim	Inadmissível
1	3,76	57,50	21,60	12,20	4,96
2	0,00	5,94	49,20	35,80	9,09
3	0,00	0,00	0,00	14,20	85,80
4	0,00	0,00	45,50	44,40	10,00
5	0,00	0,00	33,10	54,50	12,40
6	0,00	25,90	44,50	24,60	4,94
7	0,00	0,00	5,08	78,40	16,50
8	0,00	0,00	0,00	19,20	80,80

IV. CONCLUSÕES

Neste trabalho, foi discutido o problema de métricas e estratégias para avaliação da qualidade perceptual de imagens. Foi proposta e validada experimentalmente a *medida de qualidade composta-Bayesiana* (MQC-B). A MQC-B permite avaliar a qualidade de imagens degradadas por distorção em frequência e injeção de ruído, possuindo como vantagens manter evidente a natureza estocástica da avaliação subjetiva e ser facilmente atualizada em decorrência de novos dados experimentais.

TABELA VI
EXPERIMENTO DE VALIDAÇÃO

Imagem #	Excelente	Boa	Regular	Ruim	Inadmissível
1	3/10	6/10	1/10	0/10	0/10
2	0/10	2/10	6/10	2/10	0/10
3	0/10	0/10	0/10	1/10	9/10
4	0/10	0/10	1/10	9/10	0/10
5	0/10	0/10	1/10	9/10	0/10
6	0/10	5/10	5/10	0/10	0/10
7	0/10	0/10	0/10	8/10	2/10
8	0/10	0/10	0/10	1/10	9/10

REFERÊNCIAS

- [1] P. C. Teo and D. J. Heeger, "Perceptual image distortion," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 2, 1994, pp. 982-986.
- [2] M. J. Nadenau, J. Reichel, and M. Kunt, "Performance comparison of masking models based on a new psychovisual test method with natural scenery stimuli," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 17, pp. 807-823, 2002.
- [3] E. Peli, "Contrast in complex images," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 7, no. 10, pp. 2032-2040, Oct. 1990.
- [4] E. Peli, "In search of a contrast metric: matching the perceived contrast of gabor patches at different phases and bandwidths," *Vision Res.*, vol. 37, no. 23, pp. 3217-3224, Dec. 1997.
- [5] E. Peli, "Contrast sensitivity function and image discrimination," *J. Opt. Soc. A*, vol. 18, no. 2, pp. 283-293, Feb. 2001.
- [6] A. Bradley and I. Ohzawa, "A comparison of contrast detection and discrimination," *Vision Res.*, vol. 26, no. 6, pp. 991-997, 1986.
- [7] N. Damera-Venkata, T. D. Kite, W. S. Geisler, et al., "Image quality assessment based on a degradation model," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 4, pp. 636-650, Apr. 2000.
- [8] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 3rd ed. John Wiley & Sons, 2002.
- [9] P. G. J. Barten, "The effects of picture size and definition on perceived quality," *IEEE Trans. Electron Devices*, vol. 36, no. 9, pp. 1865-1869, Sept. 1989.
- [10] P. G. J. Barten, "Effects of quantization and pixel structure on the image quality of color matrix displays," in *Proc. Int. Display Research Conf.*, 1991, pp. 167-170.
- [11] T. Mitsa and K. L. Varkur, "Evaluation of contrast sensitivity functions for the formulation of quality measures incorporated in halftoning algorithms," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 5, 1993, pp. 301-304.
- [12] R. F. Zampolo, "Restauração de imagens via filtragem de Kalman e considerações sobre a avaliação da qualidade de imagens restauradas," Tese de doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis - SC, junho 2003.
- [13] R. F. Zampolo and R. Seara, "A measure for perceptual image quality assessment," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 1, 2003, pp. 433-436.
- [14] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, 3rd ed., ser. Electrical & Electronic Engineering. McGraw-Hill, 1991.
- [15] Bayesian networks. I.D.I.S Artificial Intelligence Resources. Last access in Dec. 2003. [Online]. Available: <http://excalibur.brc.uconn.edu/baynet/>
- [16] A brief introduction to graphical models and bayesian networks. I.D.I.S Artificial Intelligence Resources. Last access in Dec. 2003. [Online]. Available: <http://www.ai.mit.edu/murphyk/Bayes/bayes.html>
- [17] Netica™ application v1.12. Norsys Software Corp. Last access in Dec. 2003. [Online]. Available: www.norsys.com