文章编号:1001-5078(2013)04-0466-05

·图像与信号处理·

基于广义回归神经网络无参考模糊图像质量评价

殷莹

(江南大学理学院,江苏无锡 214122)

摘 要:提出一种基于广义回归神经网络的无参考模糊图像质量评价方法。该方法首先通过相位一致变换生成待评测图像的相位一致图像,然后利用灰度共生矩阵计算相位一致图像的信息熵、能量、对比度、相关性和同质性5个特征,最后利用广义回归神经网络模型训练学习,预测得到无参考模糊图像质量得分。在3个公开数据库模糊图像上的实验结果表明,新方法预测得分与主观得分有较好的一致性,更加符合人类视觉特性。
 关键词:模糊图像质量评价;广义回归神经网络;相位一致;灰度共生矩阵
 中图分类号:TP391 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2013.04.025

Non-reference blur image quality assessment based on general regression neural network

YIN Ying

(School of Science, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: It is proposed a no-reference blur image quality assessment method that adopts general regression neural network(GRNN). Firstly, the method gets the phase congruency image by phase congruency transformation. Then it calculates the five characters of the image, such as the information entropy, the energy, the contrast, the correlation and the homogeneity by Gray level co-occurrence matrix. Trained by GRNN, it predicts the quality of the No-reference Blurred Image. Experimental results show that the prediction of the new method is consistent with the subjective ones well. The assessing result fits the human visual judgment better.

Key words: blur Image quality assessment; general regression neural network; phase congruency; gray level co-occurrence matrix

1 引 言

数字图像在采集、压缩、传输、处理和重构的过程中不可避免地会引入失真。对图像质量进行评价可进一步找到保持和提高图像质量的途径。目前,图像质量评价已成为许多研究方向中的前沿问题^[1-2]。通常图像质量评价方法(image quality assessment, IQA)可分为主观和客观质量评价方法两大类。最准确可靠的方法是利用主观实验来对图像质量进行评价,但其过程繁杂且不能嵌入到系统中进行自动评判。因此设计出可以像人类视觉系统(human vision system, HVS)一样,自动预测与感知质量下降的图像质量评价方法尤为重要。以需要多少原始参考图像为依据,图像质量评价方法也可以

分为三大类:全参考(full-reference,FR),部分参考 (reduced-reference,RR)和无参考(no-reference,NR) 图像质量评价法。由于在很多应用场合没有或无法 获得参考图像的全部或部分信息,因此无参考图像 质量评价方法更加实用。

近来,无参考模糊图像质量评价方法研究非常 活跃。Rony Ferzl等使用恰可觉察模糊的概念对模 糊图像进行评价^[3], Rania Hassen 等利用局部相位

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61170120);江苏省自然 科学基金(No. BK2011147);国家自然科学基金青年基金(No. 61103128)资助。

作者简介:殷 莹(1975-),女,讲师,硕士,主要研究工作是模式识别,光学图像信息分析与处理。E-mail:sqbyy@ hotmail.com

收稿日期:2012-08-30;修订日期:2012-09-12

一致对模糊图像进行评价^[4]。Ming-Jun Chen 等人 采用多尺度梯度的方法对模糊图像进行评价^[5]。Li 等通过比较模糊和再模糊图像边缘点区域的统计特 征,构建了一种模糊图像质量评价指标^[6],这些从 不同角度构建了模糊图像质量评价指标的方法都取 得了一定成效。此外,也有学者开始将图像相位一 致特征用于图像质量评价,如Lin Zhang 等人提出的 全参考 FSIM 方法^[7],Li 提出基于图像空域特征和 相位一致特征学习的无参考图像质量评价方法^[8] 等,均表现出较好的性能。

以上方法各有优劣,但在性能上还有进一步提升的空间。本文先通过 Log Gabor 小波变换生成相位一致(phase congruency, PC)图像,然后利用灰度 共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)计 算相位一致图像的信息熵、能量、对比度、相关性和 同质性 5 个特征,最后利用广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)学习预测图像 质量得分,提出了一种新的无参考图像质量评价 方法。

2 相位一致基本原理

在马赫带研究过程中, Morrone 等人发现图像的 特征处具有高度的相位一致, 从而提出了相位一致 性原理^[9]。Venkatesh 和 Owens 在局部能量模型的 基础上, 通过搜索局部能量函数的峰值来计算相位 一致性^[10]。因此, 计算相位一致性可通过信号与相 位差为 90°的一维希尔伯特变换的相关结果计算得 到。相位一致的计算公式为:

$$PC(x) = \frac{E(x)}{\sum_{n} A_{n}(x)}, E(x) = \sqrt{F^{2}(x) + H^{2}(x)}$$

(1)

其后的研究中,Kovesi 以 Log Gabor 滤波器代替 希尔伯特变换^[11],则:

$$F(x) = \sum e_n(x) , H(x) = \sum o_n(x)$$
(2)

$$\sum_{x} A_{x}(x) = \sum_{x} \sqrt{e_{x}(x)^{2} + e_{x}(x)^{2}}$$
(3)

其中, $e_n(x)$ 和 $o_n(x)$ 为卷积形式: [$e_n(x)$, $o_n(x)$] = [$I(x)^* M_n^e$, $I(x)^* M_n^e$]。设I(x)为一维信号, M_n^e 和 M_n^e 分别为 N 规模的偶对称滤波器和其对称滤波器,即 Field 提出的 Log Gabor 滤波。推广到二维的 情况,PC 的计算公式如下:

$$PC(x) = \frac{\sum_{o} |E_{o}(x) - T_{o}|}{\sum_{o} \sum_{n} A_{no}(x) + \varepsilon}$$
(4)

其中,*T*。是噪声补偿因子; *o* 表示方向; *ε* 为非常小的正数,取常量,防止分母为零。本文采用式(4)计算得到图像的相位一致图像,程序源代码可从文献

[12]下载得到。

图1是一幅理想图像、模糊失真图像和它们相 应的相位一致图像。从图1可以发现,相位一致图 像很好地保留了图像的结构轮廓特征,模糊图像的 相位一致图也反映了图像结构蚀变情况,因此相位 一致图像可以作为提取图像质量感知特征的重要 候选。



3 基于灰度共生矩阵的感知特征提取

灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)是用两个像素点位置的联合概率分布来表 示图像,能反映出图像灰度关于方向、相邻间隔、变 化幅度的综合信息,是分析图像的局部模式和它们 排列规则的基础^[13]。一幅 $N \times M$ 的灰度图像 I的 灰度共生矩阵 C 定义为:

$$C_{\Delta x, \Delta y}(i, j) =$$

$$\sum_{p=1}^{n} \sum_{q=1}^{m} \begin{cases} 1, \text{if } I(p, q) = i \text{ and } I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} (5)$$

其中, $(\Delta x, \Delta y)$ 是偏移量 d 和像素(p,q)的距离。

灰度共生矩阵是像素距离和角度的矩阵函数, 是一个二维矩阵 *C*(*i*,*j*),每个矩阵元素表示在某一 距离 *d* 和角度 θ 的像素联合出现的概率。在实际应 用中,往往适当地选取 *d*,而 θ 一般取 0°,45°,90°, 135°。本文中的实验 θ 和 *d* 分别取 0°和1。

早在1979年, Haralick 就提出14种由灰度共生 矩阵计算出的参量^[14],用以作为图像纹理分析的特 征量。本文选取角二阶矩(angular second moment, ASM)、对比度(Contrast,CON)、相关性(Correlation, COR)、熵(Entropy,ENT)和同质性(Homogeneity, HOM)5种参量作为图像质量度量的感知特征。其 中,角二阶矩反映了图像灰度分布均匀程度和纹理 粗细度;对比度反映了图像的清晰度和纹理沟纹深 浅的程度;相关性可以度量空间灰度共生矩阵元素 在行或列方向上的相似程度;熵是图像所具有的信 息量的度量,也反映图像纹理的多少;同质性反映图 像纹理的同质性,度量图像纹理的局部变化。图1 中各个图片的5种参量值如表1所示。

表1 图	11	キ各/	个图像	象的 5	种参	量值
------	----	-----	-----	------	----	----

Ta	b. 1	t	he	value	of	the	five	parameters	of	Fig.	1
----	------	---	----	-------	----	-----	------	------------	----	------	---

图像	角二阶矩	对比度	相关性	熵	同质性
(a)	0.1342	0.2619	0.9628	7.3052	0.8891
(c)	0.2736	0.0230	0.9961	7.0098	0.9885
(b)	0.6278	0.1485	0.6900	0.6278	0.9347
(d)	0.9845	0.0154	0.8233	1.6106	0.9977

4 GRNN 图像质量评价模型

广义回归神经网络(GRNN)是一种具有动态网络结构、功能强大的回归工具^[15-16]。广义回归神经网络(GRNN)是一种建立在非参数估计基础上的非线性回归的径向基神经网络。它具有很强的非线性映射能力和柔性网络结构以及高度的容错性和鲁棒性,泛化性能好。网络训练过程实际上是确定光滑参数的过程,在样本数据较稀少时,效果也很好,特别是在逼近能力和学习速度上较径向基神经网络(radical basis function, RBF)、BP神经网络具有更强的优势^[17-18],并且最后能收敛于样本量聚集较多的优化回归面。

GRNN 由四层构成,分别为输入层、模式层、求和层和输出层,如图2所示。





的维数,各神经元是简单的分布单元,直接将输入变 量传递给模式层。模式层神经元的个数等于输入层 的个数 n,各神经元对应不同的样本。模式层的每个 节点连接到每个求和层中的两个节点,输出层计算求 和层的两个输出商数,产生依赖于特征的预测值。

对于输入向量 X, GRNN 的输出 \hat{Y} 为:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^{n} Y_i \exp(-D_i^2/2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^{n} \exp(-D_i^2/2\sigma^2)}$$
(6)

其中,*n* 是样本观测值的数目, X_i 和 Y_i 是样本的值, 模 式 层 神 经 元 传 递 函 数 p_i = exp $[(X - X_i)^T (X - X_i)/2\sigma^2]D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i)$ 。 σ 是传递参数, σ 值越大,函数逼近越光滑。传递参 数值的选择一般小于输入向量之间的平均距离。

5 实验与讨论

5.1 模糊图像数据库和性能评价指标

在图像质量评价领域有 3 个常用的公开数据 库,包括 LIVE2^[19], CSIQ^[20]和 TID2008^[21],这 3 个 数据库都提供了主观差异得分值(DMOS),用来验 证算法的好坏。性能评价指标采用:①Spearman 等 级相关系数(spearman rank-order correlation coefficient,SROCC);②Pearson 相关系数(pearson correlation coefficient,CC)。SROCC 和 CC 是 0~1 之间的 量,它们的值越接近 1,说明性能越好。

5.2 本文算法具体实现

本文提出的算法设计,如图 3 所示。具体实现 步骤如下:

(1)对待评价图像进行相位一致变换,得到图像的相位一致图,如图1所示;

(2)计算相位一致图像的灰度共生矩阵;

(3)由灰度共生矩阵计算熵、角二阶矩、对比 度、相关性和同质性5个参量;

(4) 将图像数据库中 80% 的图像的由步骤(3) 计算得到的参量作为训练集;

(5)将图像数据库中剩余20%作为测试集;

(6)训练好的 GRNN 就可以用来对图像进行质量评价。



Fig. 3 flow chart of IQA based on GRNN

5.3 在 LIVE 模糊图像数据库的实验结果

首先我们在 LIVE2 模糊图像数据库上进行测试, 其共有 174 幅图像,其中 29 幅源图像,145 幅模糊图 像。为了保证训练数据和测试数据在内容上的独立 性,我们把图像按名称随机分成 5 组,如表 2 所示。

表2 不同数据集的图像类别

Tab. 2 image categories for different datasets

数据集	图像类别
数据集1	<pre>'bikes', 'house', 'paintedhouse', 'sailing1', 'statue', 'dancers'</pre>
数据集2	<pre>'caps', 'cemetery', 'manfishing', 'lighthouse', 'sailing4', 'coinsinfountain'</pre>
数据集3	<pre>'carnivaldolls', 'monarch', 'student- sculpture', 'ocean', 'parrots', 'sailing2'</pre>
数据集4	<pre>`woman', 'flowersonih35', 'buildings', 'sailing3', 'stream', 'plane'</pre>
数据集5	<pre></pre>

采用 5 折交叉验证方法(5-fold cross validation) 进行实验,分别选取 4 组进行训练,剩下 1 组测试, 得到实验结果如表 3 所示。实验中,SVR 参数经多 次试验得到,其中不敏感损失系数 ε 取 0.1、惩罚系 数 C 取 2 和 RBF 核的宽度系数 γ 取 1。

表3 实验在 LIVE 数据库上的性能指标结论

Tab. 3 test results on LIVE database

	数据集1	数据集2	数据集3	数据集4	数据集5	平均
SROCC	0.9667	0.9489	0.9576	0.9653	0.9634	0.9604
CC	0.9628	0.9536	0.9504	0.9531	0.9566	0.9553

5.4 在3种数据库上的实验结果

为了验证本文算法的推广性,我们先用 LIVE2 数据库所有模糊图像进行训练,然后用独立的 CSIQ 和 TID2008 数据库图像进行测试,得到结果如表 4 所示。作为对比,我们也给出这几种方法在 LIVE2 模糊数据库的实验结果。

表4 在 LIVE2, CSIQ 和 TID2008

数据库上的性能比较

Tab. 4 IQA results on database

(LIVE2, CSIQ & TID2008)

	算法	LIVE2	CSIQ	TID2008
SROCC	文献[1]	0.7876	0.7625	0.6667
	文献[2]	0.9368	0.8832	0.803
	文献[3]	0.9352	0.8342	0.8231
	文献 ^[4]	0.9375	0.8963	0.8154
	本文算法	0.9604	0.8975	0.8934

续	表

	算法	LIVE2	CSIQ	TID2008
CC	文献[1]	0.8189	0.8572	0.6567
	文献[2]	0.9239	0.8934	0.8133
	文献[3]	0.9123	0.9056	0.8276
	文献[4]	0.9478	0.9347	0.8547
	本文算法	0.9553	0.9143	0.8957

如表4所示,本文提出的算法具有更好的主观 感知一致性。在独立数据库上的测试结果也说明本 文算法的推广性和适用性。本文算法在3个数据库 上的预测得分与主观得分的散点图如图4所示。



6 结 论

相位一致图像很好地保留了图像的边缘和结构

信息,有效地反映了模糊图像的蚀变情况,灰度共生 矩阵的几个参量也能够准确地刻画图像的纹理信 息,为此我们提出一种基于灰度共生矩阵提取相位 一致图像和 GRNN 特征学习的无参考模糊图像质 量评价方法。在几种模糊图像数据库上的实验结果 显示,本文算法具有较强的主观感知一致性,推广性 也较好。如何更多地提取相位一致图像的感知特 征,用于多种蚀变类型的质量评价,将是下一步探讨 的方向。

参考文献:

- [1] L Song, et al. Novel evaluation model for different-source image fusion quality[J]. Laser & Infrared, 2010, 40(1): 99 102. (in Chinese)
 宋乐,等. 一种新型异源图像融合质量评价模型[J]. 激光与红外, 2010, 40(1): 99 102.
- [2] Dai D D, et al. Image quality assessment of laser active imaging system [J]. Laser & Infrared, 2009, 39(9): 986-990. (in Chinese)
 戴得德,等. 激光主动成像系统目标图像质量评价参数研究[J]. 激光与红外,2009,39(9):986-990.
- [3] Rony Ferzli, Lina J Karam. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur(JNB)[J]. IEEE Transactions on Image Processing, APRIL,2009,18(4):717-728.
- [4] Rania Hassen, Zhou Wang, Magdy Salama. No-reference image sharpness assessment based on local phase coherence measurement [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing (ICASSP10), Dallas, TX, Mar, 2010.
- [5] Mingjun Chen, Bovik. No-reference image blur assessment using multiscale gradient Ming-Jun Chen and Alan C
 [C]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2011, 3:1 - 11.
- [6] C Li, W Yuan, A C Bovik, et al. No-reference blur index using blur comparisons [C]. Electronics Letters, 2011, 47 (17):962-963.
- [7] Lin Zhang, Lei Zhang, Xuanqin Mou, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment [J].
 IEEE Transactions on Image Processing, August, 2011, 2 (8):2378-2385.
- [8] C Li, A C Bovik, X Wu. Blind image quality assessment

using a general regression neural network [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2011, 22(5):793-799.

- [9] M C Morrone, R A Owens. Feature detection from local energy [J]. Pattern Recognit. Lett., 1987, 6 (5): 303-313.
- [10] S Venkatesh, R A Owens. An energy feature detection scheme [C]//Proc. IEEE Int. Conf. Image Process., Singapore, Sep, 1989:553 - 557.
- [11] P Kovesi. Image features from phase congruency [J]. J. Comput. Vis. Res., 1999, 1(3):1-26.
- [12] 'Peter Kovesi homepage', available at http://www.csse. uwa.edu.au/~pk/Research/MatlabFns/index.html
- [13] Robert M Haralick, K Shanmugam, Its'hak Dinstein. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC - 3 (6):610-621.
- [14] Haralick Robert M. statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of IEEE, 1979, 67:786 - 805.
- [15] D F Specht. A general regression neural network [J].IEEE Trans. Neural Netw., 1991,2(6):568 576.
- [16] S Chartier, M Boukadoum, M Amiri. BAM learning of nonlinearly separable tasks by using an asymmetrical output function and reinforcement learning[J]. IEEE Trans. Neural Netw. ,2009,20(8):1281-1292.
- [17] D Tomandl, A Schober. A modified general regression neural network(MGRNN) with new, efficient training algorithms as a robust 'black box'-tool for data analysis[J]. Neural Netw., 2001,14(8):1023-1034.
- [18] Q Li, Q Meng, J Cai, et al. Predicting hourly cooling load in the building: A comparison of support vector machine and different artificial neural networks [J]. Ener. Conv. Manage., 2009, 50(1):90-96.
- [19] H RSheikh, K Seshadrinathan, A K Moorthy, et al. Image and video quality assessment research at LIVE 2004[EB/ OL]. Available: http://live. ece. utexas. edu /research/ quality.
- [20] E C Larson, D M Chandler. Categorical image quality (CSIQ) database 2009 [EB/OL]. Available: http://vision. okstate. edu/csiq.
- [21] N Ponomarenko, V Lukin, A Zelensky, et al. TID2008 A database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics [J]. Adv. Modern Radioelectron, 2009, 10:30 – 45.