

文章编号:1007-2780(2014)06-1016-08

基于生物视觉标准模型特征的 无参考型图像质量评价方法

杨亚威*,李俊山,张士杰,芦鸿雁,胡双演
(第二炮兵工程大学 信息工程系,陕西 西安 710025)

摘要:鉴于生物视觉特征对于图像的良好表征能力,提出了一种基于生物视觉特征的非参考型图像质量评价方法。对生物视觉 ST 模型进行了研究和分析,完成了对图像的稀疏化表示;利用最小二乘支持向量机回归方法训练生物视觉特征到图像质量的映射关系,获得能够预测图像质量的回归器;通过学习的回归器完成了对图像质量的评价。基于 LIVE 图像库的实验结果表明,该方法对于特定失真和交叉失真的预测误差分别为 2% 和 5% 左右,并且与目前技术条件下的质量评价方法相比具有很好的精确性和单调性。

关键词:无参考型图像质量评价;生物视觉模型;标准模型特征;最小二乘支持向量机;失真图像

中图分类号:TP394.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20142906.1016

Non-reference image quality assessment approach based on standard model features of biological vision

YANG Ya-wei*, LI Jun-shan, ZHANG Shi-jie, LU Hong-yan, HU Shuang-yan

(Department of Information Engineering, Second Artillery Engineering University,
Xi'an 710025, China)

Abstract: As the biological vision features show superior performance to images representation, a non-reference image quality assessment approach based on biological vision features is proposed. The standard model of biological vision is studied and analyzed, and the sparse representation of image is accomplished through the model. The mapping correlation between biological vision features and image quality scores is trained with the regression technique of least square-support vector machine, which gains the regressor that can predict the image quality. The score of image quality assessment is accomplished with the trained regressor at last. The experimental results based on LIVE database show that the proposed approach has predicting error of 2% and 5% for specific distortion and cross-validation distortion respectively, and exhibits a superior accuracy and monotonicity compared to state-of-the-art quality assessment approaches.

Key words: non-reference image quality assessment; biological vision model; standard model features; least square-support vector machine; distorted images

收稿日期:2014-03-17;修订日期:2014-04-20.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61175120)

* 通信联系人, E-mail:13484468703@163.com

1 引言

在当今数字化信息时代,随着传感器技术和网络多媒体技术的迅猛发展,图像信息的应用越来越广泛。面对浩如烟海的图像信息,人眼已很难满足实际的应用需求。根据人眼视觉系统的特性建立图像质量的自动评价模型,然后让机器代替人来监控图像信息,将是一项非常有意义的工作^[1-3]。

在图像质量评价方法中,人眼视觉系统的生理学和心理学研究是至关重要的。如果人类视觉系统中所有相关部分都能被精确地模拟,那么就很有可能会实现图像质量的精确预测。但是,由于人类视觉系统非常复杂,目前存在的视觉模型仅仅对人类视觉进行了简单的模拟,因此存在一定的局限性。另外,质量评价系统的建模和参数的确定是一个抽象的过程,很难与实际的视觉系统的认知过程相对应^[1]。因此,从仿生学的角度出发,运用人类视觉感知特性的最新研究成果,设计更有效的图像质量评价方法是一个重要的研究方向,也是解决图像质量评价难题的基本思路^[5]。

现有的通用无参考型(No Reference, NR)图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)方法大多是对人类额定的失真类型的图像和相应的主观质量评分进行学习以预测图像质量,如 DIIVINE^[6], CBIQ^[7], LBIQ^[8], BLIINDS^[9] 和 BRISQUE^[3]。此类算法的一般步骤为:首先利用某种算法或模型提取失真图像的特征,然后利用某种回归算法对特征和相应的主观质量评分进行训练和学习得到质量评价的回归器,最后利用训练的回归器对图像质量进行评价。寻求一种能够很好地表征图像质量的特征是此类算法成败的关键。T. Poggio 等人^[10-12]经过多年努力构建了基于生物视皮层感受野认知的标准模型(Standard Model, ST Model),ST 模型以生物神经学原理为基础,模拟了灵长类动物视皮层感受野的认知过程,所得特征具有很强的表征能力,在目标分类、检测和识别中有很广泛的应用^[13-14]。

本文以视觉仿生学相关研究为基础,对生物视觉 ST 模型进行了研究和分析,计算出了能够稀疏表示图像的标准模型特征(Standard Model

Features, SMFs);对目前常用的回归方法进行研究,选择使用 LS-SVM 回归方法对 SMFs 进行了训练和学习,生成了能够预测图像质量的回归器。基于 LIVE IQA 库的实验结果表明,本文算法不仅对特定失真的图像具有很好的质量评价能力,而且对于交叉失真的图像也具有较好的质量评价能力,很好地完成了无参考型图像质量评价的功能。

2 基于生物视觉特征的图像质量评价

由于图像质量评价的主体是人,因此人类视觉特性对评价算法的研究具有重要意义。但是,对人眼视觉特性的研究涉及生理、心理等方面的知识,目前技术条件下还难以定量地描述视觉的认知特性,所以迄今为止还没有一套完善的视觉计算模型。尽管如此,在客观图像质量评价中引入少许简单的人类视觉系统的知识或模型,也能大大提高客观评价结果和主观感知的一致性。

2.1 生物视觉 ST 模型

Hubel 等人^[15]在灵长类动物视皮层 17 区第 4 层上发现了对特殊朝向的条形光刺激有强烈反应的包括简单细胞(Simple Cell)和复杂细胞(Complex Cell)的感受野构型,并提出了通过汇集操作来完成从简单细胞到复杂细胞的传递过程^[16]。神经学研究表明简单细胞的基本功能是对空间频率和朝向的选择性,具有初步的特征检测的功能,利用多通道 Gabor 滤波进行特征提取能够模拟简单细胞的这一功能;复杂细胞拥有更大的感受野,通过汇集操作来完成对简单细胞的响应。在基本的视皮层理论中,简单单元通过寻找感受野中的首选刺激来计算特征,复杂单元通过汇集局部简单单元来构建视觉通道。在计算机的实现中,整个认知过程可以看作是一个有监督的学习算法^[10]。

Poggio 等人构建的基于生物视皮层感受野认知的 ST 模型主要由 4 层计算单元(S1,C1,S2,C2)组成,其中 S 单元代表简单细胞,利用 Gabor 滤波计算一些高维的特征;C 单元代表复杂细胞,主要通过汇集操作来获取 S 单元的极值,所得特征具有位置和尺度不变性。ST 模型的层次结构如图 1 所示。

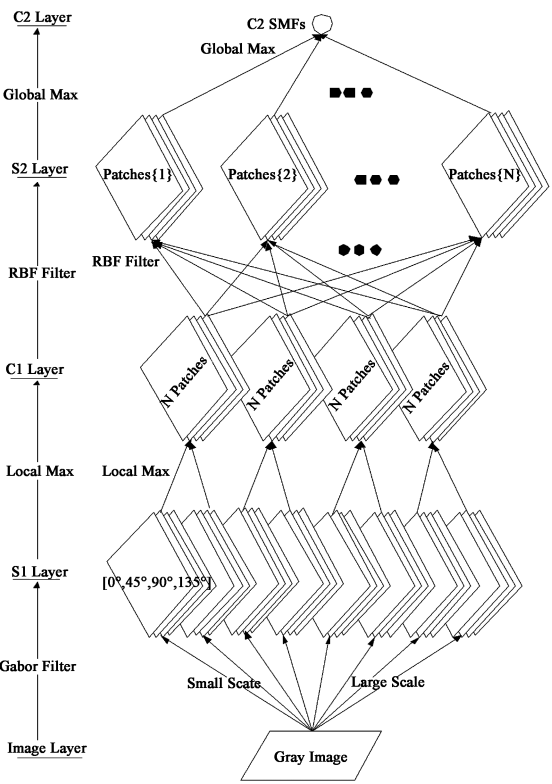


图 1 ST 模型流程图

Fig.1 Flow chart of ST model

利用 ST 模型提取 C2 SMFs 特征的具体步骤如下^[10,14]：

Step 1. 提取 S1 SMFs。利用式(1)的 Gabor 滤波与输入图像进行卷积,将所得特征在 band 序列上进行排列得到 S1 SMFs。

$$F(x,y) = \exp(-\frac{(x_0^2 + \gamma^2 y_0^2)}{2\sigma^2}) \times \cos(\frac{2\pi}{\lambda}x_0), \quad (1)$$

其中: $x_0 = x\cos\theta + y\sin\theta$, $y_0 = -x\sin\theta + y\cos\theta$, $\theta \in [0, \pi]$, γ 为 x_0 与 y_0 的比例因子, σ 为有效宽度, λ 为波长。

Step 2. 提取 C1 SMFs。首先对 S1 SMFs 在尺度和位置上模拟视网膜定位,通过汇集操作得出局部极大值,然后进行重采样将所得特征在 cPatches 序列上排列得到 C1 SMFs。

Step 3. 提取 S2 SMFs。利用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)滤波求 S2 SMFs, RBF 公式为

$$r = \exp(-\beta \|X - P_i\|^2), \quad (2)$$

其中: β 为调制强度系数, X 为 C1 单元的

cPatches 特征, P_i 为训练集求得的某一尺度的 cPatches 特征, r 为求得的 S2 SMFs。

Step 4. 提取 C2 SMFs。对 S2 SMFs 在尺度和位置上通过汇集操作获取全局极大值,得到包含 N 个元素的向量, N 的大小取决于 cPatches 特征的维数。

目前研究表明图像模糊的本质原因是由于高频能量的缺失,即图像的清晰度与图像的频域系数密切相关^[7, 9, 17],生物视觉 ST 模型是通过 Gabor 频域变换和汇集操作获取的高维向量来稀疏地表征图像的。因此,利用 ST 模型的 C2 SMFs 特征进行图像质量评价具有较好的理论基础。

2.2 最小二乘支持向量机回归算法

由统计学习理论和 SVM 建立了一套较好的有限样本下机器学习的理论框架和通用方法,既有严格的理论基础,又能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题,因此成为目前国际上机器学习领域新的研究热点^[18]。SVM 学习利用优化方法得到的结果是全局最优解,不会产生过学习和局部最小等问题,具有很强的学习能力和泛化性能。

近年来, Suykens^[19] 提出一种新的最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 算法,该算法将 SVM 的求解从二次规划问题转化为解线性方程组,降低了 SVM 的学习难度,提高了 SVM 的求解效率。对于回归问题, LS-SVM 未知变量的数目仅相当于同等规模分类问题的未知变量数目,从而避免了传统 SVM 回归问题中未知变量数目膨胀的问题,而且 LS-SVM 采用容易控制的数值稳定策略,使得核函数矩阵在非正定情况下也能取得良好的效果^[20]。LS-SVM 本质上主要通过增加函数项、变量或系数等方法使公式变形,从而产生出各种具有某一方面优势或者一定应用范围的算法。

假设学习样本集为 $S = \{s_i | s_i = (x_i, y_i), x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}\}_{i=1}^l$, 则回归函数的形式为

$$y(x) = w\varphi(x) + b, \quad (3)$$

其中: $\varphi(x)$ 是特征映射; w 和 b 是待求的回归参数。

Suykens 等提出的 LS-SVM 方法相当于求解下面的最小值问题:

$$\begin{cases} \min Q(\mathbf{w}, \mathbf{e}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ s.t. y_i = \mathbf{w}\varphi(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, l, \end{cases} \quad (4)$$

其中: γ 为正则化参数。最小值问题(4)的 Lagrange 函数为

$$L(\mathbf{w}, b, \mathbf{e}, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{r}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i (\mathbf{w}\varphi(x_i) + b + e_i - y_i), \quad (5)$$

其中: $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_l]^T$ 。由式(4)的平衡条件可知

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{i=1}^l a_i \varphi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^l a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = r e_i - a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = \mathbf{w}\varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

即

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 & 0 & -\mathbf{Z} \\ 0 & 0 & 0 & -\mathbf{1} \\ 0 & 0 & \gamma \mathbf{I} & -\mathbf{I} \\ \mathbf{Z} & \mathbf{1} & \mathbf{I} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ b \\ \mathbf{e} \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中: $\mathbf{Z} = [\varphi(x_1) \ \dots \ \varphi(x_l)]^T$, $\mathbf{y} = [y_1 \ \dots \ y_l]^T$, $\mathbf{1} = [1 \ \dots \ 1]^T \in \mathbf{R}^l$, $\mathbf{e} = [e_1 \ \dots \ e_l]^T$, $\mathbf{a} = [a_1 \ \dots \ a_l]^T$ 。

由式(6)可知 $\mathbf{w} = \sum_{i=1}^l a_i \varphi(x_i)$, $e_i = \frac{1}{\gamma} a_i$, 消去 $\mathbf{w}$ 和 e_i 之后, 可得线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

记 $\mathbf{\Omega} = \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T$, $\Omega_{ij} = K(\cdot, \cdot)$, 称式(8)中的 $\mathbf{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I}$ 为核相关矩阵。若记 $\mathbf{A} \equiv \mathbf{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I}$, 则式(8)等价于

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

进而可以求得

$$b = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{1}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{1}}, \quad (10)$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{A}^{-1} (\mathbf{y} - b \mathbf{1}), \quad (11)$$

由式(10), (11)和 $\mathbf{w} = \sum_{i=1}^l a_i \varphi(x_i)$ 可得式(3)的回归函数:

$$y(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}) + b = \sum_{i=1}^l a_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b. \quad (12)$$

3 实验与分析

本文在 Pentium(R) Dual-Core 2.5 GHz CPU, 4G 内存的硬件环境和 Windows 7, Matlab R2010a 的软件环境条件下进行了实验。实验采用 LIVE IQA 库, 库中包含 5 种失真类型的图像——JPEG 和 JPEG2000 (JP2K) 压缩, 白噪声模糊 (White Noise, WN), 高斯模糊 (Gauss Blur, GB) 和 Rayleigh 快衰落信道失真 (Fast Fading, FF), 共 29 张参考图像和 779 张具有不同失真程度的退化图像。每幅图像都有相关联的差异均值主观质量评分 (Differential Mean Opinion Score, DMOS), DMOS 是一种成熟的主观图像质量评价指标。在 LIVE 图像库中, DMOS 的变化范围是 $[0, 100]$, DMOS 值越小, 图像质量越好。

3.1 特定失真类型实验

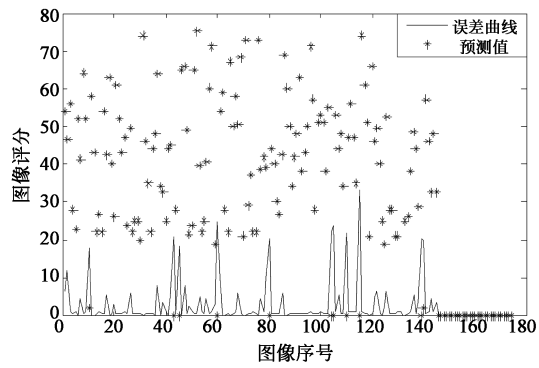
为了验证算法的有效性, 本文首先用自抽样法对特定失真类型的退化图像进行实验分析。具体方法为: 从特定失真库中随机选取 100 幅图像利用 LS-SVM 进行训练, 通过训练的模型对该失真库中所有图像进行预测评分, 循环上述方法 10 次并对预测结果求平均。这里选择的训练图像数量较多, 主要因为 DMOS 变化范围较大, 需要较多训练集来得出稳定的回归模型。实验选取相对误差 Δ 来评价算法的性能, Δ 的计算公式为:

$$\Delta = \frac{\sum_{i=1}^n \text{DMOS}(i) - S_{\text{pre}}(i)}{n \times (\text{DMOS}_{\max} - \text{DMOS}_{\min})}, \quad (13)$$

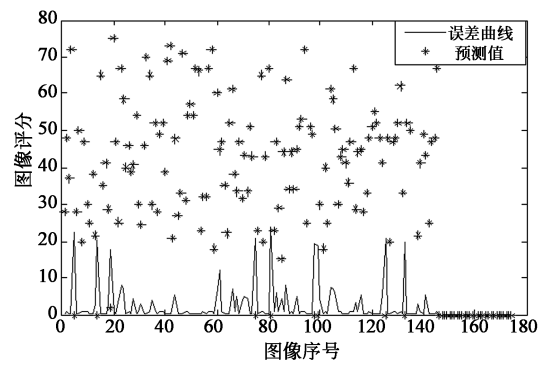
其中: n 代表特定失真库中图像的数量; $\text{DMOS}(i)$ 代表第 i 幅图像的主观图像质量评分; $S_{\text{pre}}(i)$ 代表第 i 幅图像的预测评分; $\text{DMOS}_{\max}$ 和 $\text{DMOS}_{\min}$ 分别代表 DMOS 的最大值和最小值。

实验结果表明, 本文算法对于 FF, WN, GB 三种失真类型评价结果良好, $\Delta_{\text{ff}} = 2.607\%$, $\Delta_{\text{wn}} = 2.259\%$, $\Delta_{\text{gb}} = 1.063\%$, 对于 JPEG 和 JPEG2000 的预测结果稍差, $\Delta_{\text{jp}} = 5.253\%$, $\Delta_{\text{jp2k}} = 4.764\%$ 。图 2 为 FF, WN, GB 三种失真类

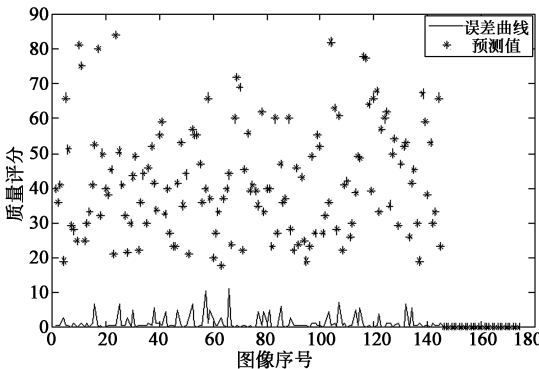
型的预测结果,横坐标代表失真库中图像的序号,某一序号上的预测值加上误差曲线上对应的数值为该图像 DMOS 值。



(a)FF 失真预测结果
(a)Predicted results of FF distorted images



(b)WN 失真预测结果
(b)Predicted results of WN distorted images

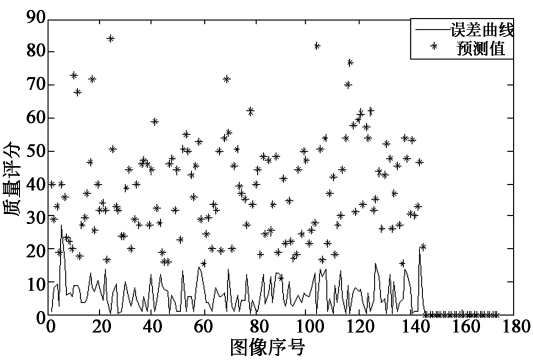


(c)GB 失真预测结果
(c)Predicted results of GB distorted images

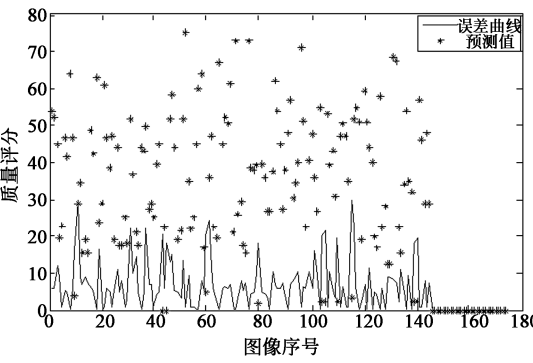
图 2 特定失真预测结果

3.2 交叉失真实验

一种通用的无参考图像质量评价方法应对失真类型不敏感,为进一步验证算法的有效性,本文进行了交叉失真的实验分析。实验选择失真程度连续性较好的 GB 失真库作为训练集进行学习,利用得到的回归模型对 WN 和 FF 两类失真的图像进行预测,得出 $\Delta_{gb2wn} = 5.068\%$, $\Delta_{gb2ff} = 5.576\%$,也能较好的完成图像质量的评价。图 3 为交叉失真预测结果。



(a)GB2WN 预测结果
(a)Predicted results of GB-to-WN distorted images



(b)GB2FF 预测结果
(b)Predicted results of GB-to-FF distorted images

图 3 交叉失真预测结果

Fig. 3 Predicted results of cross distorted images

3.3 与其他算法的比较

利用以下两个指标对几种图像质量评价方法的性能进行比较。

①线性相关系数(Correlation Coefficient, CC)

Pearson 线性相关系数用来反映客观评价模型预测的精确性,其表达式见式(14)。Pearson 相关系数取值范围为 $[-1, 1]$,其绝对值越接近

Fig. 2 Predicted results of rated distorted images

1,表明预测值 S_{pre} 与主观质量评价 DMOS 之间的相关性越强,客观评价模型预测越准确。

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (DMOS_i - \overline{DMOS})(S_i - \overline{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (DMOS_i - \overline{DMOS})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \overline{S})^2}},$$

(14)

其中: n 代表样本组的数量; $DMOS(i)$ 代表第 i 幅图像的主观图像质量评分; $S_{\text{pre}}(i)$ 代表第 i 幅图像的预测评分; $DMOS_{\text{max}}$ 和 $DMOS_{\text{min}}$ 分别代表 DMOS 的最大值和最小值。

②Spearman 等级相关系数(Spearman Rank-Order Correlation Coefficient, SROCC)

Spearman 等级相关系数用来衡量客观预测模

型的单调性,Spearman 等级相关系数的计算公式如式(15)。Spearman 相关系数的取值范围也是 $[-1, 1]$,同 Pearson 相关系数一样,其绝对值越接近 1,表明预测值 S_{pre} 与主观质量评价 DMOS 之间的单调性越好。

$$SROCC = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n (R_{DMOS(i)} - R_{S_{\text{pre}}(i)})^2,$$

(15)

其中: n 代表样本组的数量; $R_{DMOS(i)}$ 和 $R_{S_{\text{pre}}(i)}$ 分别表示 $DMOS(i)$ 与 $S_{\text{pre}}(i)$ 在各自样本组中的排列序号。

表 1 和表 2 为本文方法与几种图像质量评价方法的比较结果,其中 SMFIQ 为本文算法,从表中结果可以看出,本文提出的算法对于图像质量具有很好的预测性能。

表 1 几种图像质量评价方法的 CC 值比较

Tab.1 Comparison of CC among several image quality assessment approaches

CC	JP2K	JPEG	WN	Blur	FF	ALL
PSNR	0.876 2	0.902 9	0.917 3	0.780 1	0.879 5	0.859 2
SSIM	0.940 5	0.946 2	0.982 4	0.900 4	0.951 4	0.906 6
CBIQ	0.889 8	0.945 4	0.953 3	0.933 8	0.895 1	0.895 5
LBIQ	0.910 3	0.934 5	0.976 1	0.910 4	0.838 2	0.908 7
BLIINDS-II	0.938 6	0.942 6	0.963 5	0.899 4	0.879 0	0.916 4
DIIVINE	0.923 3	0.934 7	0.986 7	0.937 0	0.891 6	0.927 0
BRISQUE	0.922 9	0.973 4	0.985 1	0.950 6	0.903 0	0.942 4
SMFIQ	0.910 3	0.921 1	0.949 5	0.967 9	0.940 7	0.939 2

表 2 几种图像质量评价方法的 SROCC 值比较

Tab.2 Comparison of SROCC among several image quality assessment approaches

SROCC	JP2K	JPEG	WN	Blur	FF	ALL
PSNR	0.864 6	0.883 1	0.941 0	0.751 5	0.873 6	0.863 6
SSIM	0.938 9	0.946 6	0.963 5	0.904 6	0.939 3	0.912 9
CBIQ	0.893 5	0.941 8	0.958 2	0.932 4	0.872 7	0.895 4
LBIQ	0.904 0	0.929 1	0.970 2	0.898 3	0.822 2	0.906 3
BLIINDS-II	0.932 3	0.933 1	0.946 3	0.891 2	0.851 9	0.912 4
DIIVINE	0.912 3	0.920 8	0.981 8	0.937 3	0.869 4	0.925 0
BRISQUE	0.913 9	0.964 7	0.978 6	0.951 1	0.876 8	0.939 5
SMFIQ	0.905 6	0.913 1	0.957 1	0.968 8	0.939 8	0.937 6

4 结 论

利用生物视觉特征和 LS-SVM 回归方法构建了一种无参考型图像质量评价方法。实验结果表明,该方法对图像质量具有很好的评价能力,对于特定失真和交叉失真的预测误差分别为 2% 和 5% 左右。但本文算法中 ST 认知模型与人类感

知图像清晰度的过程并不是严格对应的,亦缺乏严格的理论基础,研究人类感知图像的基本过程,对 ST 模型进行改进使之更好完成图像的质量评价是下一步的研究重点;另外,提取生物视觉特征是对整幅图像进行处理的,这与人类视觉注意机制也是不相符的,研究视觉注意机制的最新成果,对复杂场景进行分块加权以完成复杂场景图像的质量评价也是下一步的研究重点。

参 考 文 献:

- [1] 王宇庆. 局部方差在图像质量评价中的应用[J]. 中国光学, 2011, 4(5): 531-536.
Wang Y Q. Application of local variance in image quality assessment [J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(5): 531-536 (in Chinese)
- [2] 巩盾, 田铁印, 王红. 温度环境下空间遥感光学系统成像质量的检测[J]. 中国光学, 2012, 5(6): 602-609.
Gong D, Tian T Y, Wang H. Image quality testing of space remote sensing optical system under thermal environment [J]. *Chinese Optics*, 2012, 5(6): 602-609 (in Chinese)
- [3] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [4] 高新波, 路文. 视觉信息质量评价方法[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2011.
Gao X B, Lu W. *Quality Assessment Methods for Visual Information* [M]. Xian: Xidian University Press, 2011. (in Chinese)
- [5] 姚军财. 基于人眼对比度敏感视觉特性的图像质量评价方法[J]. 液晶与显示, 2011, 26(3): 390-396.
Yao J C. Image quality assessment method based on contrast sensitivity characteristics of human vision system [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals & Displays*, 2011, 26(3): 390-396 (in Chinese)
- [6] Moorthy A K, Bovik A C. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(12): 3350-3364.
- [7] Ye P, Doermann D. No-reference image quality assessment using visual codebook [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(7): 3129-3138.
- [8] Tang H, Joshi N, Kapoor A. Learning a blind measure of perceptual image quality [C]. *International Conference on Compute Vision and Pattern Recognition*, 2011: 305-312.
- [9] Saad M, Bovik A C, Charrier C. Blind image quality assessment: a natural scene statistics approach in the DCT domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(8): 3339-3352.
- [10] Serre T, Kouh M, Cadieu C, et al. A theory of object recognition: computations and circuits in the feedforward path of the ventral stream in primate visual vortex [R]. Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [11] Serre T, Wolf L, Poggio T. Object recognition with features inspired by visual cortex [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005: 994-1000.
- [12] Serre T, Oliva A, Poggio T. A feedforward architecture accounts for rapid categorization [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2007, 104(15): 6424-6429.
- [13] Serre T, Wolf L. Robust object recognition with cortex-like mechanisms [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(3): 411-426.
- [14] Mutch J, Lowe D G. Object class recognition and localization using sparse features with limited receptive fields [J]. *International Journal of Compute Vision*, 2008, 80(1): 45-57.
- [15] Hubel D H, Wiesel T N. Receptive fields, Binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex [J]. *Journal of Physiology*, 1962, 160: 106-154.

[16] Hubel D H, Wiesel T N. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex [J]. *Journal of Physiology*, 1968, 195: 215-243.

[17] Vu C, Phan T, Chandler D M. S3: A spectral and spatial measure of local perceived sharpness in natural images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 934-945.

[18] 焦李成, 周伟达, 张莉, 等. 智能目标识别与分类[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
Jiao L C, Zhou W D, Zhang L, *et al.* *Intelligent object recognition and classification* [M]. Beijing: Science Press, 2010 (in Chinese)

[19] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293-300.

[20] Gestel T V, Suykens J A K, Baesens B, *et al.* Benchmarking least squares support vector machine classifiers [J]. *Machine Learning*, 2004, 54(1): 5-32.

作者简介:杨亚威(1986—),男,河南民权人,博士研究生,主要从事红外图像处理、图像复原和目标识别及跟踪等方面的研究。E-mail:13484468703@163.com

李俊山(1956—),男,陕西白水人,教授,博士生导师,主要从事智能图像处理与目标感知识别,网络信息安全,电子对抗模拟与仿真等方面的研究。