

基于块内容和支持向量回归的图像质量客观评价模型^①

周武杰^{②*} 蒋刚毅^{③**} 郁 梅^{**}

(^{*}浙江科技学院信息与电子工程学院 杭州 310023)

(^{**}宁波大学信息科学与工程学院 宁波 315211)

摘 要 通过分析人眼对不同图像类型块的敏感度和支持向量回归(SVR)的特性,提出了一种基于块内容和 SVR 的图像质量评价模型。该模型首先根据图像子块的交流能量的关系,自适应地把图像分成边缘块、纹理块和平坦块 3 种类型;接着对不同类型块的失真程度采用图像块质量评价方法进行度量,得到图像各类型块的质量分数;其后利用 SVR 来学习 3 种类型块的质量分数与主观评价值的关系;最后用训练好的 SVR 完成图像质量预测。在实验过程中,图像各类型块失真程度评价采用了奇异值分解(SVD)方法、方向投影(DP)方法和投影能量(PE)方法。从实验结果可以得到,该模型克服了图像 3 种类型子块质量分数的权值讨论,从而使 SVD 方法、DP 方法和 PE 方法的评价性能得到了有效提高,这表明该模型对图像块质量评价方法性能提高具有一定的普适性。

关键词 图像质量评价(IQA),人眼视觉特性,图像块内容,支持向量回归(SVR)

0 引言

图像质量评价(image quality assessment, IQA)是图像信号与信息处理中的十分重要的研究内容。图像在采集、编码压缩、传输和重构等处理过程中可能存在图像质量下降,因此,需设计合理的图像质量评价方法来评估图像处理算法的性能。本文利用人眼视觉特性块分类方法及支持向量回归(support vector regression, SVR)学习能力,提出了一种基于图像块内容和 SVR 的图像质量客观评价模型,该模型能够有效、稳定地提高图像块质量评价算法的性能,并具有一定的普适性。

1 相关工作

现有图像质量评价方法可分为主观评价方法和客观评价方法。主观评价方法就是让实验人员根据一些事先规定的评价尺度对测试图像按视觉效果给出质量分数,常用的方法是双刺激质量评价方法(double stimulus impairment scales, DSIS)。主观评

价方法是一种较为可靠的方法,但该方法耗时、费力又无法进行实时操作,因此需设计合理的客观评价方法。客观评价方法通过设计数学模型评价图像质量,具有实时、可嵌入等优点。峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)和均方误差(mean square error, MSE)由于计算复杂度较低、物理意义明晰,因而在图像处理中得到了广泛应用,然而图像处理基于像素误差统计,没有充分结合人眼视觉特性及考虑像素间的相关性,不能较好地反映人眼主观感受^[1]。因此,设计符合人类视觉特性的图像质量客观评价方法是一个值得深入研究的课题。

图像最终接受者是人,因此在评价图像质量时要考虑人眼视觉特性。Wang 等人^[2]认为人类视觉系统(human visual system, HVS)能自适应地提取场景中的一些结构信息,从而提出了基于结构相似度(structural similarity, SSIM)的图像质量客观评价方法,取得了较好的评价效果,且算法比较简单,然而该算法对模糊失真类型图像及严重失真图像的质量评价则不是很有效。在研究 SSIM 算法的基础上,国内外一些学者针对该算法的局限性提出了一些改

① 国家自然科学基金(60832003, 61071120),浙江省研究生创新科研项目(YK2009044, YK2011045),浙江省教育厅科研项目(Y201224839)资助项目。

② 男,1983年生,博士生,讲师;研究方向:多媒体信号处理;E-mail: wujiezhou@163.com

③ 通讯作者, E-mail: jianggangyi@126.com

(收稿日期:2011-11-04)

进的算法^[3-9]。Li 等人^[3,4]提出了基于像素的三分量和四分量加权结构相似度图像质量评价模型,该模型根据人眼视觉特性,给予不同的像素区域不同的权重。任雪等人^[5]采用图像的梯度幅值作为权值,提出了基于局部特征结构的图像质量评价模型。叶盛楠等人^[6]将图像中的重要结构信息分离出来并给予较大的权重,提出了基于结构信息提取的图像质量评价模型。楼斌等人^[7]通过噪声 SSIM 补偿与质量敏感区域加权,提出了基于结构失真模型的图像质量评价模型。Wang 等人^[8]提出了基于信息内容权值的感知图像质量评价模型。Liu 等人^[9]提出基于视觉注意力追踪的图像质量评价模型。这些改进的算法^[3-9],根据人眼对不同的像素区域的敏感程度不同,赋予了不同的权值,使得客观预测值和主观评价值的相关性得到了进一步提高,但改进的方法存在权重讨论这个难点问题。此外,国内外一些学者以图像块为研究单位,提出了一些基于图像块的评价方法^[10-16]。由于图像块的奇异值向量具有表征图像结构信息的能力,Shnayderman 等人^[17]将奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的方法应用于图像质量评价,首先提出了一种基于奇异值分解的图像质量评价模型。在此基础上,人们提出了改进的算法^[10-14]。其中,袁飞等人^[13]在人眼视觉掩盖效应基础上提出了一种奇异值分解的图像质量评测模型。张飞艳等人^[14]提出了一种基于视觉加权的奇异值分解图像质量评价模型。此外, Pang 等人^[15,16]研究了图像块的方向投影(directional projection, DP)和投影能量(projection energy, PE)随着图像失真而改变,提出了基于 DP 和基于 PE 两种有效的图像块质量评价模型。本文在深入研究人类视觉系统(HVS)对不同类型图像块的敏感程度的差异及权重讨论问题的基础上,提出了一种基于图像块内容和支持向量回归(SVR)的客观图像质量评价模型。该模型采用了自适应阈值划分图像块类型,并利用训练好的 SVR 对图像质量进行预测,避免了不同图像类型块的评价权重讨论问题。该模型能够有效、稳定地提高图像块质量评价算法的性能,并具有一定的普适性。

2 基于块内容和 SVR 的图像质量评价模型

图像块中不同的频率成分对图像纹理信息结构的形成具有不同作用,HVS 对不同频率成分的敏感

程度也不同。本文利用了人眼视觉特性块分类方法及 SVR 学习能力,提出了一种基于图像块内容和 SVR 的图质量评价模型,该模型如图 1 所示。从图中看出,图像块经离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)得到其交流系数能量,根据该系数能量的关系,自适应地将图像块分成 3 类:平坦块、纹理块和边缘块;接着采用图像块质量评价的方法得到 3 种类型块的质量分数,其后利用 SVR 来学习 3 种类型块的质量分数与图像主观评价值的关系,最后用训练好的 SVR 完成图像质量预测。从而建立了一种有效并具有一定普适性的图像质量评价模型。

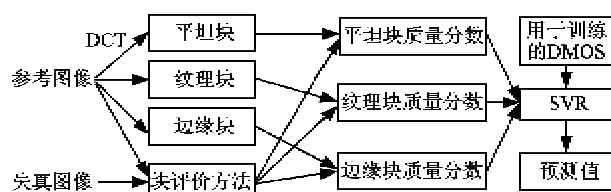


图 1 基于块内容和 SVR 的图像质量评价模型

2.1 基于人眼视觉特性的图像块分类

HVS 对不同频率成分图像块的敏感程度不同,该特性可由对比度敏感函数(contrast sensitivity function, CSF)来表述。不同的主观实验得到的 CSF 曲线会有所区别,但基本上认为该曲线具有带通滤波特性,Mannos 和 Sakrison 等人通过主观实验^[18]提出了一种较为经典的 CSF 函数模型,表示如下:

$$A(f) = 2.6 \times (0.0192 + 0.114f) \exp[-(0.114f)^{1.1}] \quad (1)$$

其中, f 表示空间频率,单位为周期/度。CSF 曲线的归一化空间频率特性如图 2 所示。

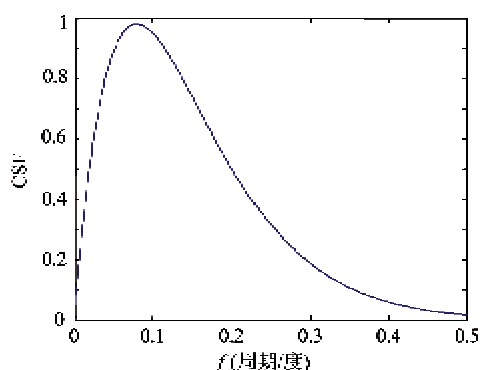


图 2 CSF 的归一化空间频率特性曲线

图2说明HVS敏感程度在空间频率域中呈现带通特性,在 $[0.03, 0.25]$ 区间的频率表现较为敏感,而在高频区域和低频区域对比度有所下降。根据HVS对不同频率区域的敏感程度的差异,对图像子块进行视觉分类。对于图像纹理复杂的图像块,其求得的交流(alternating current, AC)能量较大,而对于图像平坦子块,其交流能量较小。可根据交流总能量的大小来区分图像的平坦块和非平坦块。具体过程是:先将图像分为 $n \times n$ 不重叠块,各块的视觉交流总能量为 $E_{AC} = \log_{10}(\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} X_{i,j}^2 - X_{0,0}^2)$,当 i 和 j 不同为0时, $X_{i,j}$ 为第 $i+1$ 行第 $j+1$ 列的DCT交流系数,当 i 和 j 同为0时, $X_{0,0}$ 为DCT的直流系数;然后计算所有图像子块 E_{AC} 的平均值 $\bar{E}_{AC}$,以此作为判断平坦块和非平坦块的自适应阈值,大于平均值的块为非平坦块,反之则为平坦块。根据边缘

图像块的DCT交流能量主要集中在低频区域的特性,利用低频交流能量占总交流能量的比值来进一步自适应将非平坦块划分纹理块和边缘块,具体过程是:先求得视觉低频交流能量为 $L = \log_{10}(\sum_{i=0}^{(n/2-1)} \sum_{j=0}^{(n/2-1)} X_{i,j}^2 - X_{0,0}^2)$,低频能量与交流总能的比值可表示为 $R = L/E_{AC}$;接着计算所有非平坦块 R 的平均值 $\bar{R}$,以此作为判断纹理块和边缘块的自适应阈值,大于平均值的为边缘块,反之则为纹理块。上述的阈值大小由图像内容决定,不同的图像将有不同的阈值,因此达到了阈值自适应效果。图3给出了上述块分类算法的一个实例,其中,图3(a)为原始图像,图3(b)的黑色标记表示平坦块,图3(c)的黑色标记表示纹理块,图3(d)的黑色标记表示边缘块,从分类结果看,与HVS感知基本符合。

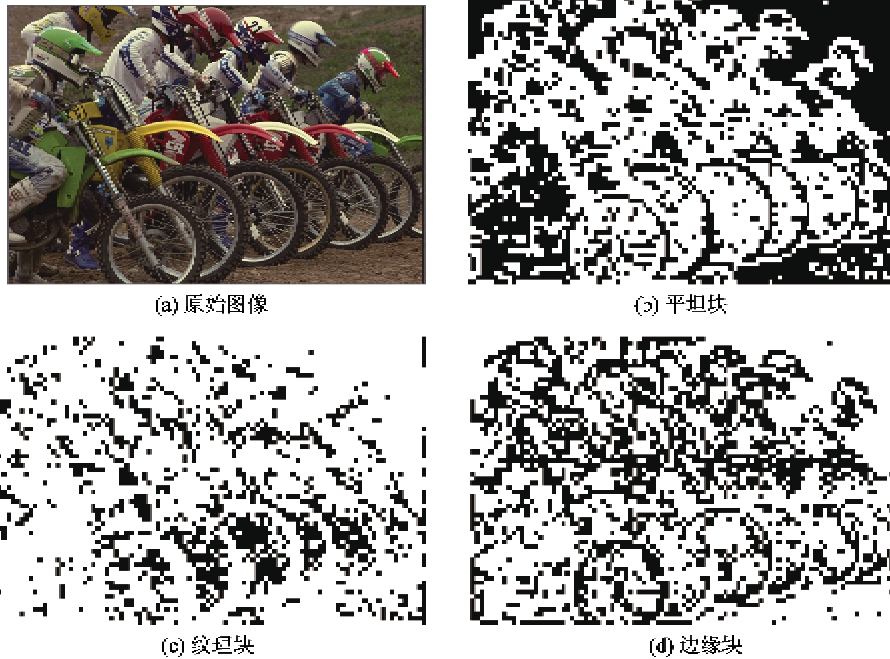


图3 图像块分类实例

2.2 图像块质量评价方法

2.2.1 基于奇异值分解(SVD)的图像质量评价方法

首先将图像分解成 $n \times n$ 不重叠子块,对每一块进行SVD,定义每一块的失真量为 $D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (s_j - s'_j)^2}$,其中 $S = \{s_j; j = 1, \dots, n\}$ 和 $S' = \{s'_j; j = 1, \dots, n\}$ 分别为原始图像分块的奇异值和失真图像分块的奇异值。全局的失真度量可表示为

$$M_{SVD} = \frac{\sum_{i=0}^{(M/n) \times (N/n)} |D_i - D_{mid}|}{(M/n) \times (N/n)} \quad (2)$$

其中 $M \times N$ 表示图像的大小, D_{mid} 表示 D_i 序列的中值。

2.2.2 基于方向投影(DP)的图像质量评价方法

将原始图像分解成 $n \times n$ 不重叠的子块,通过Radon变换得到DP矢量为 $\bar{D}_k = R_{(s,\theta)}[\bar{B}_k]$ 和 $\bar{d}_k = R_{(s,\theta)}[\bar{b}_k]$,其中 $\bar{B}_k$ 和 $\bar{b}_k$ 分别为原始图像子块和失

真图像子块。 $\bar{S}_k = \|\bar{D}_k - \bar{d}_k\|$ 为方向投影误差距离,其中 $\|\cdot\|$ 表示计算矢量的范数;全局失真度量 $\bar{S}$ 通过计算 $\bar{S}_k$ 的均值来得到。客观质量评价值与投影误差失真度量呈对数关系,因此基于 DP 的客观质量值表示为

$$DP = \log(\bar{S}) \quad (3)$$

2.2.3 基于投影能量(PE)的图像质量评价方法

将原始图像分解成 $n \times n$ 不重叠的子块,设 E_p 是原始图像块 $\bar{A}_p$ 的 PE, e_p 是对应失真图像块 $\bar{a}_p$ 的 PE, $E_p = \langle \bar{A}_p, \bar{C}_p \rangle$ 和 $e_p = \langle \bar{a}_p, \bar{C}_p \rangle$ 是通过将 $\bar{A}_p$ 和 $\bar{a}_p$ 分别投影到 $\bar{C}_p$ 上获得,其中定义 $\langle \cdot \rangle$ 为投影运算,

$\bar{C}_p = \frac{\bar{A}_p}{\|\bar{A}_p\|}$ 为图像纹理结构信息表达式。最后得到基于 PE 的结构失真度量为

$$PE = \log\left(\sqrt{\frac{1}{K'} \times \left[\sum_{p=1}^{K'} (E_p - e_p)^2\right]}\right) \quad (4)$$

其中 K' 表示图像总的块数。

2.3 基于支持向量回归(SVR)的图像质量预测

SVR 是基于结构风险最小化准则的新型通用机器学习方法和统计学理论,可有效地抑制过拟合问题。SVR 可分为线性回归和非线性回归两种。对于样本集 S ,以及任意值 $\varepsilon > 0$,如果在原始空间 R^n 存在超平面 $f(x) = \langle w, x \rangle + b$, $w \in R$ 使得 $|y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon, \forall (x_i, y_i) \in S$, 则称 $f(x) = \langle w, x \rangle + b$ 是样本集合的 ε , 这种回归叫线性回归。而对于不可能在原始空间 R^n 就可线性分离的样本集 S ,先用一个非线性映射 ϕ 将数据 S 映射到一个高维空间中,使得 $\phi(S)$ 在特征空间 H 中具有很好的线性回归特征,从而先在该特征空间中进行线性回归,然后回到原始空间 R^n 中。这种方法就是支持向量非线性回归。由于得到的各类型块的质量分数找不到超平面 $f(x) = \langle w, x \rangle + b, w \in R$ 使得 $|y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon, \forall (x_i, y_i) \in S$, 所以采用支持向量非线性回归。

SVR 对图像质量的预测分为训练过程和测试过程两个过程,如图 4 所示。

(1) 训练过程:已知训练样本集为 $I = \{x_i | i = 1, 2, \dots, l\}$ 和 $O = \{y_i | i = 1, 2, \dots, l\}$, l 表示为训练的图像数, x_i 表示第 i 幅图像的 3 种类型块的质量分数向量, y_i 为第 i 幅图像的主观评价值(difference mean opinion score, DMOS)。由于图像的 3 种类型块的质量分数向量是非线性,可通过核映射将样本低维空间映射到高维特征空间,然后在高维特征空

间实现回归。设回归函数形式如下: $f(x_i) = \langle w, x_i \rangle + b$, 式中 b 为偏置量, w 为权重。使用 SVR 寻求最佳 w, b 使训练的误差最小。

(2) 测试过程:输入测试图像的 3 种类型块的质量分数向量 x_i , 根据训练得到 f , 预测该图像的质量分数 y_i 。将该 SVR 运用于图像质量评价,避免了不同图像类型块的质量分数权重讨论问题。

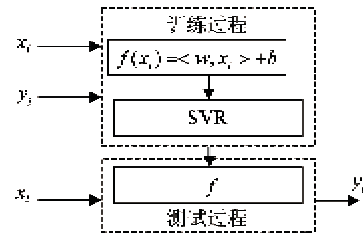


图 4 基于 SVR 的图像质量预测过程示意图

3 实验结果与分析

为了验证该评价模型有效性和普适性,实验采用了 LIVE 图像数据库^[19],该库给出了 29 幅高分辨率的 RGB 原始图像,失真类型包括白噪声(white noise, WN)失真,高斯模糊(gaussian blur, GB)失真,比特流信道传输快速衰减(fast fading, FF)失真, JPEG2000 压缩和 JPEG 压缩,共有 779 幅失真后图像,该库还给出经校正后的每幅图像平均主观评分值(DMOS),DMOS 值越小,表示图像主观质量越好。为了更好地说明模型的评价性能,本文采用 3 个常用客观评估参数作为算法的评价指标:相关系数(correlation coefficient, CC), Spearman 等级次序相关系数(rand order CC, ROCC)和均方根误差(root mean square error, RMSE)。非线性回归函数采用 5 参数 Logistic 函数^[19]。CC 和 ROCC 绝对值越接近 1,体现客观评价模型与 DMOS 相关性越好;均方根(RMS)值越小,说明客观评价模型误差越小。在 SVR 实验选取 14 幅原始图像及其产生的各类失真图像作为训练的图像,包括纹理较为丰富和较为平坦的图像;剩下 15 幅原始图像及其产生的各类失真图像作为测试图像。实验中 n 取 8。

对失真图像的各类算法实验结果如图 5 所示。图 5 列出了图像质量评价方法——基于奇异值分解的方法(SVD)、基于支持向量回归和奇异值分解的方法(SVR-SVD)、基于方向投影的方法(DP)、基于支持向量回归和方向投影的方法(SVR-DP)、基于

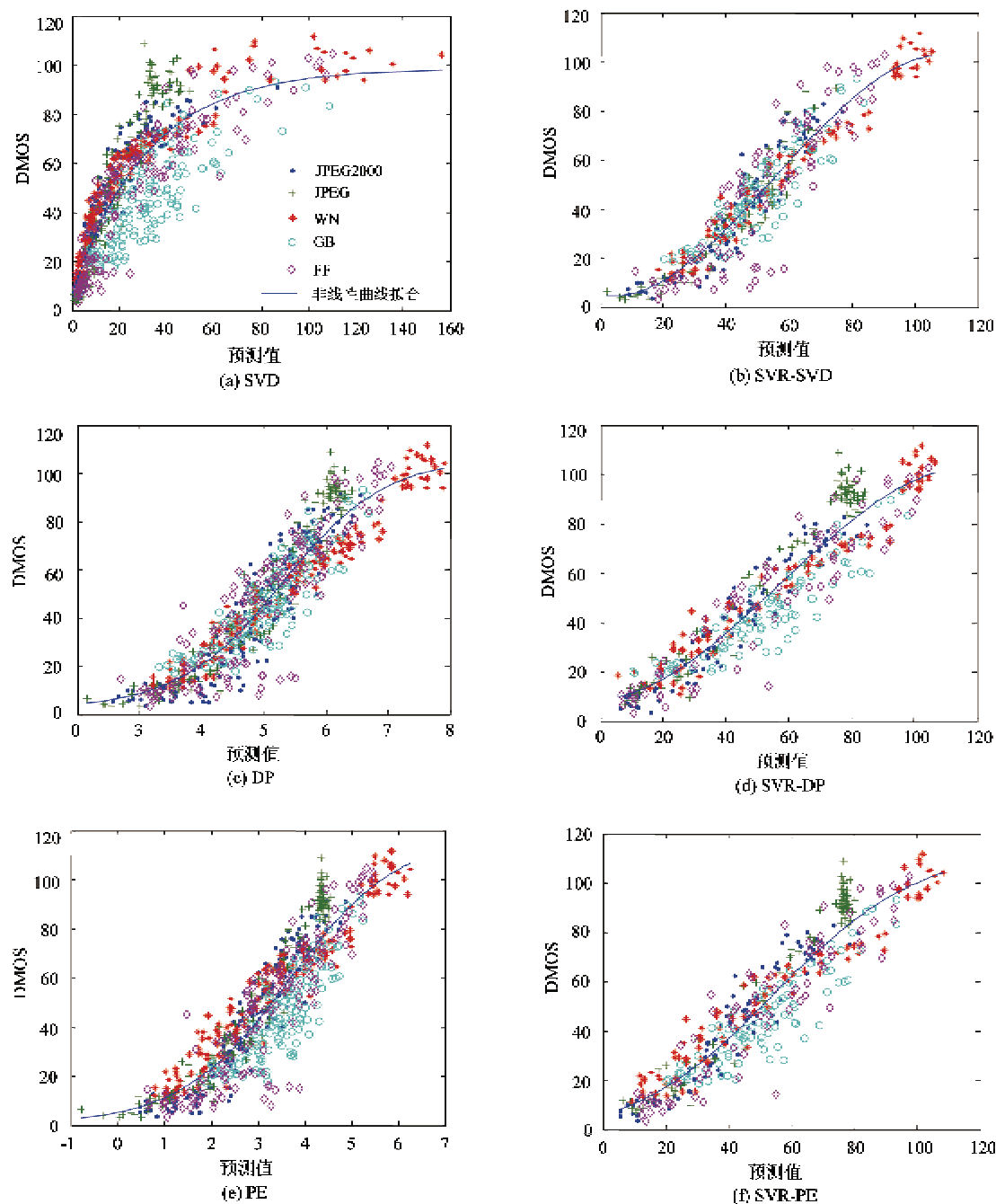


图5 SVD、SVR-SVD、DP、SVR-DP、PE 和 SVR-PE 算法客观评价与主观评价 DMOS 的散点图

投影能量的方法(PE)、基于支持向量回归和投影能量的方法(SVR-PE)的散点图,每一个散点代表每一幅失真图像。从散点图可以得知,提出的模型使散点更贴近拟合曲线,说明本文提出的模型具有更好的稳定性。表1-3分别给出了各类算法拟合后的值与DMOS的CC值、ROCC值及RMSE值。从表中可以得到,本文提出的模型评价指标在原有评价方法的基础上都有所提高,尤其评价交叉失真图像效果表现更为显著,说明了该模型的有效性和普适性。

4 结论

本文探讨了HVS对不同类型图像块的敏感程度差异及分类,利用SVR的特性,提出了一种基于图像块内容和SVR的图像质量客观评价模型。将该模型应用于SVD、DP和PE图像块质量评价方法,可使它们的评价性能得到提高,这证明了该模型的有效性和普适性。该模型具有以下特点:(1)采用自适应的阈值将图像划分为平坦块、纹理块和边

表 1 客观评价方法性能指标相关系数比较

评价方法	所有图像	白噪声 (WN)	高斯模糊 (GB)	快速衰减 (FF)	JPEG2000	JPEG
SVD	0.8738	0.9729	0.8157	0.9200	0.9616	0.9625
SVR-SVD	0.9340	0.9746	0.8335	0.9206	0.9707	0.9802
DP	0.9259	0.9809	0.8742	0.8872	0.9317	0.9679
SVR-DP	0.9393	0.9833	0.9026	0.9205	0.9426	0.9829
PE	0.9080	0.9704	0.8694	0.8956	0.9549	0.9780
SVR-PE	0.9343	0.9790	0.8960	0.9072	0.9582	0.9865

表 2 客观评价方法性能指标的等级次序相关系数比较

评价方法	所有图像	白噪声 (WN)	高斯模糊 (GB)	快速衰减 (FF)	JPEG2000	JPEG
SVD	0.8760	0.9786	0.8008	0.9282	0.9573	0.9474
SVR-SVD	0.9284	0.9796	0.8196	0.9496	0.9697	0.9588
DP	0.9279	0.9777	0.8688	0.8883	0.9277	0.9544
SVR-DP	0.9382	0.9786	0.9002	0.9234	0.9287	0.9547
PE	0.9078	0.9668	0.8528	0.8947	0.9506	0.9655
SVR-PE	0.9369	0.9678	0.8790	0.9084	0.9528	0.9685

表 3 客观评价方法性能指标均方根误差比较

评价方法	所有图像	白噪声 (WN)	高斯模糊 (GB)	快速衰减 (FF)	JPEG2000	JPEG
SVD	13.2272	6.4666	10.6834	10.7589	8.9221	8.5117
SVR-SVD	10.8297	5.4689	8.6934	9.3723	8.1497	6.7663
DP	10.2732	5.4316	8.9665	13.1401	9.1617	7.8797
SVR-DP	9.7158	4.5960	8.3277	10.3779	8.7639	6.2860
PE	11.3937	6.7507	9.1254	12.6712	7.4887	6.5357
SVR-PE	10.1011	5.1577	8.5957	12.2286	7.3477	5.6004

缘块;(2)采用 SVR 对数据进行训练,利用训练好的 SVR 对图像质量进行预测,克服了不同图像块的质量分数权重讨论问题。本文提出的模型能够有效、稳定地提高评价算法的性能,并具有一定的普适性,对图像块质量评价方法性能的提高具有现实意义。

参考文献

[1] Zhang L, Zhang L, Mou X Q, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions Image Processing*, 2011, 20 (8): 2378-2386

[2] Wang Z, Alan C B, Hamid R S. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612

[3] Li C F, Bovik A C. Three-component weighted structural similarity index. In: *Proceedings of SPIE-IS&T Electron-*

ic Imaging, San Jose, USA, 2009, 7242; 7242Q-1-7242Q-9

[4] Li C F, Bovik A C. Content-partitioned structural similarity index for image quality assessment. *Signal processing: Image communication*, 2010, 25(7):517-526

[5] 任雪, 孙涵, 张金国. 一种新的基于局部特征的图像质量评价方法. *中国图象图形学报*, 2010, 15(8): 1236-1243

[6] 叶盛楠, 苏开娜, 肖创柏等. 基于结构信息提取的图像质量评价. *电子学报*, 2008, 36(5): 856-861

[7] 楼斌, 沈海斌, 赵武锋等. 基于失真模型的结构相似度图像质量评价. *浙江大学学报(工学版)*, 2009, 43(5): 864-868

[8] Wang Z, Li Q. Information content weighting for perceptual image quality assessment. *IEEE Transactions Image Processing*, 2011, 20(5): 1185-1197

[9] Liu H T, Heynderickx I. Visual attention in objective im-

- age quality assessment: based on eye-tracking data. *IEEE Transactions Circuits and System Video Technology*, 2011, 21(7): 971-982
- [10] 蹇森, 朱剑英. 基于奇异分解的图像质量评价. 东南大学学报(自然科学版), 2006, 36(4): 643-646
- [11] 叶佳, 张建秋, 胡波. 客观评估彩色图像质量的超复数奇异值分解法. 电子学报, 2007, 35(1): 28-33
- [12] Mansouri A, Aznavah A M, Torkamani-Azar F, et al. Image quality assessment using the singular value decomposition theorem. *Optical Review*, 2009, 16(2): 49-53
- [13] 袁飞, 黄联芬, 姚彦. 基于视觉掩盖效应和奇异值分解的图像质量评测方法. 光学精密工程, 2008, 16(4): 706-713
- [14] 张飞艳, 谢伟, 陈荣元等. 基于视觉加权的奇异值分解压缩图像质量评价测度. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1061-1065
- [15] Pang J X, Zhang R, Lu L, et al. A projection-based image quality measure. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2008, 18(2-3): 94-100
- [16] Pang J X, Zhang R, Zhang H, et al. Image quality assessment metrics by using directional projection. *Chinese Optics Letters*, 2008, 6(7): 491-494
- [17] Shnayderman A, Gusev A, Eskicioglu A M. An SVD-based grayscale image quality measure for local and global assessment. *IEEE Transactions Image Processing*, 2005, 14(2): 422-429
- [18] Mannos J L, Sakrison D J. The effects of a visual fidelity criterion on the encoding of images. *IEEE Transactions Information Theory*, 1974, 20(4): 525-536
- [19] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms. *IEEE Transactions Image Processing*, 2006, 15(11): 3441-3452

An objective image quality assessment model based on block content and support vector regression

Zhou Wujie^{* **}, Jiang Gangyi^{**}, Yu Mei^{**}

(* School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of Science & Technology, Hangzhou 310023)

(** Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211)

Abstract

An objective image quality assessment (IQA) model based on image block content and support vector regression (SVR) is proposed for image signal processing based on analyzing the sensitivity of human visual perception to different types of image block and the characteristic of SVR. The model divides an image into the blocks of edge, texture and smooth adaptively according to the alternating current (AC) energy relation among the image's sub-blocks, then the block IQA method is adopted to measure the quality of three types of image block, and then the relativity of image block quality scores and subjective quality scores can be learned by the training procedure of SVR, and finally, the image quality is predicted by the trained SVR. In the course of the experiment, the singular value decomposition (SVD) method, the directional projection-based (DP) method and the projection energy-based (PE) method were applied to measuring the quality of three types of image block. The experimental results show that this model can overcome the problem of discussing different block weights, and improve the performance of the methods of SVD, DP and PE effectively. Therefore, this model is universal in some extent when used for improving the performance of the block IQA methods.

Key words: image quality assessment (IQA), human visual characteristics, image block content, support vector regression (SVR)