

# 基于 ROI 自适应的 JPEG2000 图像压缩算法

孙佳全

(同济大学电子信息工程学院,上海 201804)

## 摘要:

基于 ROI 自适应的 JPEG2000 图像分区域压缩就是通过机器学习来自动确定 ROI 的生成,然后分别对感兴趣区域和背景区域进行不同压缩率的压缩,得到感兴趣区域清晰且数据量小的图片。分别介绍所用方法的原理和流程,并给出实现过程以及实验结果评估。实现图像分区域压缩这一功能,并给出 SVM 检测效果统计, JPEG2000 分区域压缩和完全无损压缩的数据统计,证明这一程序的可行性和实用性。

## 关键词:

图像压缩; JPEG2000; HOG 特征; SVM 检测

## 0 引言

数字化图像会占据极大空间,例如一幅  $580 \times 821$  像素的 bmp 图片会占到 1396KB,而相应的 jpg 文件则只有 78KB。而存储空间大的图像会给存储器存储、数据通信、计算机的信息处理带来压力。如果单纯的想通过提高存储器的存储容量,增加数据通信的带宽和计算机的计算速度来缓解这一问题成本太高,那么图像压缩的优点就显示出来了。

图像数据中其实存在着大量的冗余,因为原始图像的像素不是杂乱无章的,所以可以通过编码这些数据相关,去除数据冗余从而降低原始图像的数据量,实现图像数据压缩的目的。图像数据的压缩技术就是研究图像像素的数据冗余从而减少图像的数据量。因此,图像数据冗余就是图像压缩的基础。

图像冗余分别有以下几点:

(1)空间冗余:如果静态图像存在一片区域,其中像素的颜色、亮度和饱和度都十分相似甚至相同,那么它就存在很大的空间冗余。这是因为 bmp 的像素离散采样是对每个像素点进行分别存储,这样就无法表示图片颜色的空间连贯性,浪费存储空间。

(2)视觉冗余:人眼对于图像细节的观察多有遗漏,并且伴随着一些视觉习惯,导致大多只关注图像简

单轮廓和颜色,所以我们将一部分细节去掉,人眼无法辨别,从而节省存储空间。

(3)信息熵冗余:即为编码冗余,这是指图像像素的平均比特数大于该图像的信息熵时,一个像素占据过多比特,所以存在信息熵冗余。

(4)结构冗余:当图像中存在一定的纹理时,就可以通过相似的纹理像素进行表示,消除结构上的冗余。

## 1 实验原理

### 1.1 JPEG2000 图像压缩

JPEG2000 编码的实现过程即为图像预处理、离散小波变换、量化和熵编码四个部分<sup>[10]</sup>。如图 1 所示。

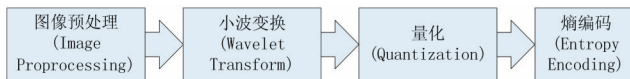


图 1 JPEG2000 压缩流程

#### (1) 图像预处理

图像预处理的目的是将各种类型的图像转换为统一格式,以便于后续对图像信息进行处理,这一步是将各种类型的图像压缩到一个统一的框架之中。这一步主要包括直流平移、分量变换和图像分片三个部分。

直流平移是处理图像中的直流分量的操作,这是一个降低量级的操作,将采样精度为  $P$  的无符号数减去  $2^{p-1}$ ,使原来的取值范围为  $[0, 2^p - 1]$  的样本移位到  $[-2^{p-1}, 2^{p-1} - 1]$  的一个关于 0 点对称的范围内。这使小波变换系数正负取值范围近似,这一操作可以提高之后的自适应熵编码的效率。

分量变换是在处理多分量图像的时候起作用,它降低多了分量图像的分量之间相关性,从而提高压缩率。主要是对 RGB 分量进行不可逆变换 (Irreversible Color Transform, ICT) 或者可逆变换 (Reversible Color Transform, RCT) 把 RGB 格式转换为 YcbCr 格式。

ICT:

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.16875 & -0.33126 & 0.500 \\ 0.500 & -0.41869 & -0.08131 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

RCT:

$$Y = \left[ \frac{-R + 2G + B}{4} \right], U = R - G, V = B - G \quad (2)$$

分量变换可以理解为,通过线性变换使输入图像由 RGB 转换为 YCbCr 形式,减少了 RGB 之间的相关性。

图像分片是将图像分别切分成相同大小的多个图像。这样可以在不同分量的相同位置进行操作,并对每个分片独立压缩。对图像分片操作,可以降低内存大小的需要,使压缩技术可以处理数据量大的图像。但是这样会是边缘像素的信息缺失。

## (2) 量化

量化是把图像数据经过变换生成一组有限个的符号,将其编程为以量化步长为倍数的值。量化是多个信息生成一个符号的不可逆有损变换。

JPEG2000 的量化在 JPEG 上提升不大,其在整体上是采用均匀量化,即标量量化,量化步长不统一。然而, JPEG2000 量化的一个特殊之处在于它引入了 dead zone 这一概念。JPEG2000 的 part1 是采用中间有死区的均匀量化器,其区间的宽度是量化步长的两倍,在死区内量化系数被量化为 0。而对于每一个子带  $a$ ,先自动确定一个基本量化步长  $\Delta a$ ,它的确定是根据子带视觉特性或码率控制要求决定的。将子带  $a$  的小波系数  $Y_a(u, v)$  量化为量化系数  $Q_a(u, v)$ :

$$Q_a(u, v) = \text{sign}(Y_a(u, v)) * \left\lceil \frac{|Y_a(u, v)|}{\Delta a} \right\rceil \quad (3)$$

在上式中量化步长  $\Delta a$  为 2Byte (1Byte=8bit),  $\mu_a$  为 11bit,  $\varepsilon_a$  为 5bit。

$$\Delta a = 2^{R_a - \varepsilon_a} \left( 1 + \frac{\mu_a}{2^{11}} \right) \quad (4)$$

$R_a$  为子带  $a$  的标称动态范围大小。这样可以保证最大可能的量化步长限制在输入样值动态范围两倍左右。量化步长是由子带决定的,由两个因素决定:第一是人类视觉对子带信号的敏感性,第二是依据不同子带的均方误差对重建后图像均方误差的影响决定量化步长。

## 1.2 HOG 特征

方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 特征是一种用于计算机视觉和图像处理领域来进行物体检测的特征描述子。

HOG 特征不是从图像的整体上来考察其特征的,而是将源图像进行细分,转化为多个小的细胞单元 (cell),然后计算各个细胞单元中像素点的梯度或者边缘的方向直方图。为了提高性能,可以将若干个细胞单元组成一个块 (block),源图像可以看作由若干个块组成的图像。然后在所有块内对各个细胞单元得到的梯度进行归一化,取得最终的梯度方向向量。

图像的梯度方向向量由多个因素决定,例如图像大小、细胞单元 (cell) 大小和每个 cell 所决定的梯度维数,等等。计算方法如下:

$$\text{DimNum} = \text{cDim} \times \left( \frac{\text{bSize}}{\text{cSize}} \right)^2 \times \frac{(w - \text{bSize} + \text{bStep}) \times (h - \text{bSize} + \text{bStep})}{\text{bStep}^2} \quad (5)$$

公式中, DimNum 表示图像的梯度方向向量数, cDim 表示 cell 的维数, bSize 即为 block 的大小, cSize 表示 cell 的大小, w 为图像宽度, h 为图像高度, bStep 表示 block 的移动步长。OpenCV 默认的 HOG 参数定义为, w 和 h 为 64×128, block 大小为 16×16, cell 大小为 8×8, bStep 为 8×8, cDim 为 9。在这一定义下,计算得到 HOG 的检测子维数为 3780。

HOG 特征提取过程如下

(1) 进行 Gamma 矫正和颜色归一化:

$$I(x, y) = \text{cI}(x, y)^{\gamma} \quad (6)$$

C 和  $\gamma$  为常数。

(2) 计算每个像素点的梯度:

$$G_x(x,y)=I(x+1,y)-I(x-1,y) \quad (7)$$

$$G_y(x,y)=I(x,y+1)-I(x,y-1) \quad (8)$$

计算梯度幅度值  $G(x,y)$  和梯度方向  $\alpha(x,y)$ :

$$G(x,y)=\sqrt{G_x(x,y)^2+G_y(x,y)^2} \quad (9)$$

$$\alpha(x,y)=\tan^{-1}(G_y(x,y)/G_x(x,y)) \quad (10)$$

(3) 将图像划分成多个大小相同的细胞单元 (cell), 对每个单元计算梯度方向直方图向量  $H_i$ :

$$H_i = \sum_{(x,y) \in \text{cell}} G_i(x,y), 1 \leq i \leq k \quad (11)$$

(4) 将相邻 cell 按照大小组成一个块 (block)。可以通过将块在图像中每次移动一个 cell 大小, 得到下一个块。所以一个块步长一般等于 cell 大小, 且块与块之间可以重叠。将每个块内所有 cell 的梯度直方图向量组合起来, 就可以得到该图像的梯度直方图向量, 一般为 9 个数。然后, 以块为单位, 对每个块的梯度直方图进行归一化。

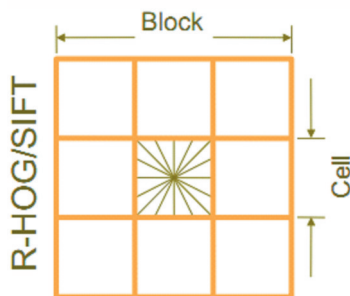


图2 Cell组合为Block

(5) 将各个块的梯度直方图连起来, 就可以得到该图像 HOG 特征。

### 1.3 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是 Vapnik 等人根据统计学习理论提出的新的学习方法<sup>[15]</sup>。支持向量机根据 Vapnik 的结构风险最小化原则, 提高了学习机的泛化能力, 由训练有限样本数的样本集得到的决策规则对独立测试集仍能够得到较小误差。此外, 支持向量机是一个凸二次优化问题, 所以它找到的极值解就是全局最优解。

SVM 的基本原理是, 找到一个最优的分类面, 并使面两侧距离分类点的间隙最大<sup>[15]</sup>。设线性可分的样本

集为  $(x_i, y_i), i=1, \dots, n, x \in R^d$ , 即  $x$  为  $d$  维特征向量,  $y_i \in \{-1, 1\}$  是类别标号,  $d$  维空间的线性判别函数一般形式为  $G(x)=w \cdot x+b$ , 分类面方程为:

$$w \cdot x+b=0 \quad (12)$$

如果测试集中, 第一类和第二类线性可分, 就存在  $(w,b)$ , 使:  $w \cdot x_i+b < 0$ , 则  $x_i$  为第一类;  $w \cdot x_i+b > 0$ , 则  $x_i$  为第二类。其中  $w$  为权向量,  $b$  为阈值。假设训练集中所有的样本都满足  $|G(x)| \geq 1$ , 这样的话分类间隙就大于  $2/\|w\|$ 。因此要让间隙最大, 就是让  $\|w\|$  最小, 这样在  $y_i[(w \cdot x_i)+b] - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, n$  的条件下, 求:

$$\text{Min} (w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (13)$$

就可以得到最优解平面  $H$ 。这两类分类样本中距离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面上的训练样本就是条件等于 0 的样本, 他们称作支持向量。为求解式 (13), 需要引入拉格朗日函数。经过偏微分等计算过程即可得到支持向量, 从而确定最优解平面。

对于线性分类, 只需要考虑支持向量的点积运算。而对于非线性问题的方法就是将非线性向量映射到一个高维空间, 然后再高维空间上进行计算, 就可以得到最优解平面。这就相当于将原空间映射到一个新的特征空间, SVM 只考虑特征空间的内积运算, 而高维空间所有向量的内积运算是通过原空间中的核函数来完成的, 不用映射到高维空间进行复杂运算, 就是说升维只不过是内积的运算, 没有提升算法复杂度。

所以, SVM 的最大优点就是可以通过核函数将输入空间的线性不可分问题转化为高维空间中的线性可分问题, 提高了机器学习的非线性问题的处理能力。

## 2 实验

本次实验首先完成 JPEG2000 图像压缩的基本功能, 实现通过 JPEG2000 对比特流文件的有损压缩和无损压缩, 并按照压缩率的区别得到相同图片在不同压缩率下的所表现出的图片质量和图片压缩时间等信息, 分析由于压缩率不同对于压缩时间, 图像质量的影响。其次, 通过 HOG 特征提取, 提供 SVM 分类器的特征矩阵, 从而实现对图像感兴趣区域的提取, 通过上文的分类器评估标准, 对 SVM 分类器的精度、准确率等信息进行分析, 对本次实验使用的 SVM 分类器性能进



行合理评估,并评价 SVM 分类器的性能对要压缩图像的压缩率和图像质量的影响。最后通过计算多个图像压缩后的占用时间和压缩率,来评估采用本实验的压缩算法的时间效率和空间效率,给出本算法的合理性和不足,以及可以改进的方向和方法。图 3 显示的是同一张图片,在不同压缩率的情况下展现的图像质量,其中图片自左向右,自上向下,压缩率逐渐升高,展现的图像质量也逐渐降低。我们可以清晰看出图像的颜色部分在逐渐变得模糊,而对于图像的轮廓部分影响有限,这也体现了 JPEG2000 图像压缩技术的有损压缩对图像轮廓保存较完整的特点。图片的数据对例如表 1 所示。

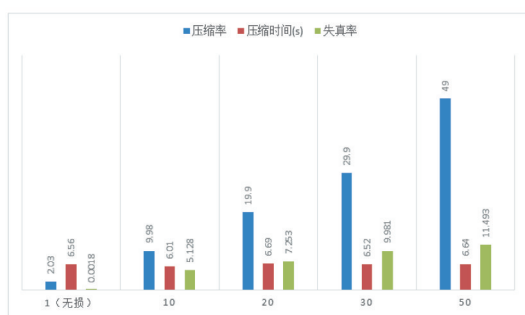


图3 无损有损压缩图像数据对比

表1 无损有损压缩图像数据对比

压缩系数	压缩率	压缩时间(s)	失真率
1 (无损)	2.03	6.56	0.0018
10	9.98	6.01	5.128
20	19.9	6.69	7.253
30	29.9	6.52	9.981
50	49.0	6.64	11.493

首先介绍表 1 的表头,压缩系数是 JPEG2000 中的一个决定该层压缩采用无损压缩还是有损压缩的参数,取值均大于 1,且该取值越大,压缩率越大,当该参数选择为 1 时,则本次压缩为无损压缩。当该参数逐渐增大时,图像压缩率随之增大。

压缩率,就是一个描述压缩图像压缩比例的参数,计算方式如下:

$$\text{压缩率} = \frac{\text{原始图像大小}}{\text{压缩后图像大小}} \quad (14)$$

由式(14)可以看出,压缩率是通过原始图像大小和压缩后的图像大小计算的,所以它展示的是压缩算法此次压缩的程度,对于压缩算法来说,在保证图像质量的情况下,压缩率越高,压缩算法的性能越好。

压缩时间,这一数据是直接在算法中对关键算法的开始时和结束后设置时间点,最后相减得到的,表 1 所示时间是大小为 2305KB 的 BMP 文件压缩所用时间。

失真率表示的是压缩图像与原始图像差异度的,计算公式如下:

$$\text{失真率} = \sqrt{\frac{\sum (val_b(x,y) - val_a(x,y))^2}{M*N}} \quad (15)$$

$val_b(x,y)$  表示原始图像在  $(x,y)$  处的像素值,  $val_a(x,y)$  表示压缩后图像在  $(x,y)$  处的像素值,  $M$  表示图像宽度,  $N$  表示图像高度。图像失真率的计算可以看做图像各点像素差值的平方和,除以总像素个数,再取根号,即原始图像和压缩后图像像素点的方均差。它的意义就是图像压缩前后的变化率。

由表 1 可以看出,当压缩率由 2.03 逐渐提升到 49.0 的时候,失真率也由 0.0018 逐渐提升到了 11.493。这表示,图像在压缩强度高时,无法保证图像质量,同时图像颜色变化逐渐增大。同时,有损压缩时压缩率增长速度快于失真率速度,这表示, JPEG2000 可以在高压缩率(低比特率)时,仍保持较好的图像质量。当然由无损压缩图像失真率为 0.0018 也可以看出 JPEG2000 无损压缩的性能也是不错的,在将图像压缩一半的情况下,几乎不影响图像质量。而对于同一张图片,压缩率的变化几乎不影响压缩时间。

由以上表述可以看出,图像的压缩率和失真率成正比,即使是 JPEG2000 这一同一比特量情况下压缩率比 JPEG 高 30% 的强大压缩算法,也无法在保证图像质量的情况下,再提高压缩率了。所以,我们的实验进行向另一个方向,那就是利用 ROI 了,我们只要保证 ROI 的高失真率就可以满足人们对于图片的需求了,而对于背景区域,就可以用来提高压缩率。

## 2.1 JPEG2000 的 ROI 性能

分别介绍其实验过程,实验效果和实验结论。

本次实验中,主要的目的是 ROI 选取,那就必须进行 SVM 的训练,而 SVM 的训练集就是图片训练集的 HOG 特征矩阵。

第一步工作就是提取训练集图片的 HOG 特征,这一步在 OpenCV 中有相应的接口,在调用接口之后就可以得到该图像的 HOG 特征个数和相应的值,由于需

要统一检测子维数,所以要统一提取 HOG 特征图片大小。将读取图片进行缩放为 64×128 像素大小,可以提取得到 3780 个 HOG 特征,即检测子。

第二步,将 HOG 特征存入特征矩阵并标注正负例,供 SVM 训练使用。

第三步,进行 SVM 训练,选取 SVM 为 C\_SVC,选择核函数为线性核函数,松弛因子为 0.01。调用 OpenCV 接口进行训练,并将结果保存,使下次检测不再需要训练。

第四步,读取源图像进行 ROI 检测,检测结果会产生多个矩形框,即感兴趣区域,去除嵌套矩形框中较小的和超出边界范围的。将其分别保存用于压缩。

可以看出,有损压缩的压缩率可以达到 30.106,原图像大小为 214KB,而有损压缩后的图像大小为 8KB,有损压缩的压缩率是最大的,且远超于无损压缩和 ROI 分区域压缩,所以在数据传输上是有一定优势的。然而,有损压缩对于图像颜色的改变是相当大的,除了颜色均匀地块状部分,其他都会转换成黑白色,且会模糊掉部分边界,只保留边界较明显部分,使图像质量急剧降低,所以就实用性来说几乎是不可用的。压缩时间几乎不受影响。

其次,对比 ROI 压缩和无损压缩,压缩率由 2.352 提高到了 2.93,虽然略有提升,但是并不显著,这是由于框选 ROI 占据原图像较大区域,在压缩时只有背景区域提供了压缩率的提升,而 ROI 无损压缩压缩空间有限。但是图像失真率由 0.0021 提高到了 3.93,这是由于背景区域的变化而对图像像素影响导致总的失真率增高。但是根据观察得知,图像的 ROI 行人,在框选准确的情况下,并没有被模糊掉,所以实际的目标区域失真率并不高,只有个别被遗漏的肢体部分有影响,所以就图像质量来说还是可以接受的。

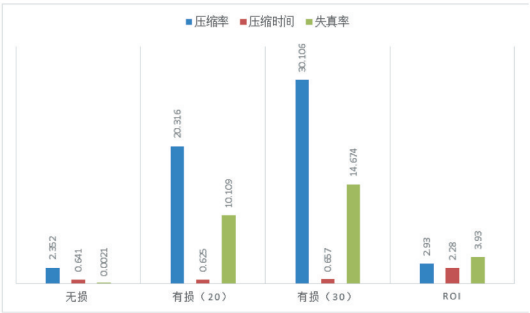


图4 压缩结果对比

表 2 压缩结果对比

图片	压缩率	压缩时间	失真率
无损	2.352	0.641	0.0021
有损 (20)	20.316	0.625	10.109
有损 (30)	30.106	0.657	14.674

最后一项压缩时间,可以看到压缩时间由 0.641 提升到了 2.28,当然这是由于压缩时图像被分区域压缩,且 ROI 有重叠部分,导致压缩时间增大的缘故,虽然这样时间效率下降了,但是因为我们重点考虑的是考虑文件空间效率的提升,所以这样也是可以接受的。当然提升时间效率也是以后需要改进的方向。

比较三幅图片图像压缩数据如表 3。

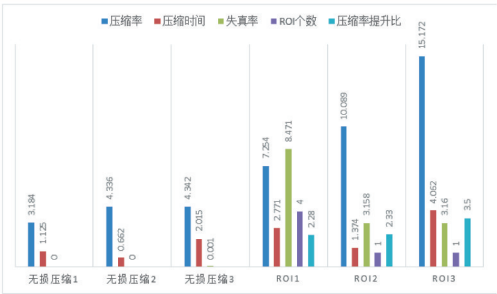


图5 背景空旷图像压缩结果对比

表 3 背景空旷图像压缩结果对比

图像	压缩率	压缩时间	失真率	ROI 个数	压缩率提升比
无损压缩 1	3.184	1.125	0		
无损压缩 2	4.336	0.662	0		
无损压缩 3	4.342	2.015	0.001		
ROI1	7.254	2.771	8.471	4	2.28
ROI2	10.089	1.374	3.158	1	2.33
ROI3	15.172	4.062	3.16	1	3.50

由上表可以看到图像 ROI 压缩率比之前图像的 2.93 有了明显的提升,这是因为图像的 ROI 数量,或者说是图像 ROI 所占图像大小比例导致的。ROI 的图像压缩时间显然要高于无损压缩,但是各图像之间的压缩时间无明显关系,根据压缩算法推测,压缩时间与图像大小成正比。图像失真率应该对照图像压缩前后图像质量进行观测,背景区域如果图像复杂,颜色多变,则会被颜色模糊化,而如果图像存在大片颜色单一区域,则图像颜色会被保存,且有损压缩影响较少,且压缩比高。压缩率提升比(ROI 压缩率/无损压缩率),可以看到第三幅图的压缩率提升比有明显提升,这是因

为图像有大片区域颜色相近,纹理简单,有损压缩时将其空间压缩较大,且 ROI 范围小。

对于 JPEG2000 的压缩率和压缩时间本次实验进行了系统的检验。本次实验选取了两个图像集,一个是 Corel5k 中的人物图像集,共有 100 张图片,分别率均为  $192 \times 128$  或者  $128 \times 192$ 。另一个图像集是网上随机寻找的直立行人图像,共有 43 张,高度为 220,宽度为 330,二者像素数比为 2.89。压缩数据如表 4。

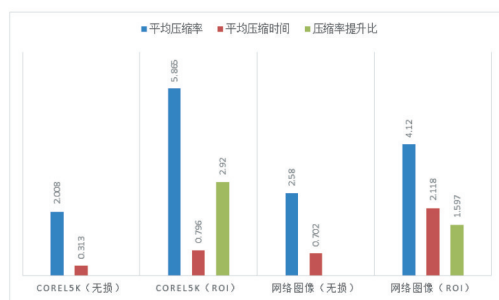


图 6 图像集压缩情况对比

表 4 图像集压缩结果对比

图像集	平均压缩率	平均压缩时间	压缩率提升比
Corel5k (无损)	2.008	0.313	
Corel5k (ROI)	5.865	0.796	2.92
网络图像 (无损)	2.58	0.702	
网络图像 (ROI)	4.12	2.118	1.597

由表 4 看出 Corel5k 的平均压缩率为 5.865,而网络图像的平均压缩率为 4.120。这是因为 Corel5k 中的图像,并非完全是行人或直立人的图像,有一部分人物面孔,所以 ROI 无法框选,大部分图像因为被认定成背景区域而进行有损压缩,导致图像压缩率较大。而本次实验在网络上寻找的图像多是公路行人,且行人数量较多,所以 ROI 框选区域较大,无损压缩较多,导致压缩率偏低。由这个数据可以简单看出,压缩率主要由 ROI 占总图像大小比率决定。

#### 参考文献:

- [1]陈静. 静态图像压缩标准回眸[J]. 计算机应用与软件,2005,22(9):130-132.
- [2]王树亮,王巧英. 图像压缩与 JPEG2000[J]. 江苏理工学院学报,2014,20(4):8-11.
- [3]陈鑫. JPEG2000 标准研究及其与 JPEG 标准比较[J]. 信息技术,2015(4):137-140.
- [4]李斌. JPEG2000 标准的分析与评价. 数字电视与数字视频,2001,10:22-24.
- [5]刘方敏,吴永辉,俞建新. JPEG2000 图像压缩过程及原理概述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2002,14(10):904-911.
- [6]曹松. JPEG2000 中的感兴趣区域编码[J]. 电视技术,2002,5.

其次,通过 Corel5k (ROI)的平均压缩时间和网络图像(ROI)的平均压缩时间的比例  $2.118/0.796=2.66$ , Corel5k (无损)的平均压缩时间和网络图像(无损)的平均压缩时间的比例  $0.702/0.313=2.24$ ,可以看出 Corel5k 与网络图像的压缩时间是由总像素数影响的。

Corel5k 的压缩率提升比远高于网络图像,因为网络图像多为行人,ROI 数量大,无损压缩较多,而 Corel5k 多为人物像,所以难以识别,多为有损压缩,压缩率提升高。

## 2.2 实验总结

本次实验,主要进行了 JPEG2000 压缩效果,SVM 性能评测,JPEG2000ROI 的效果评测三个部分。通过三个部分对 JPEG2000 的 ROI 压缩效果进行了综合评测,可以得出结论,JPEG2000 无损压缩对图像质量基本无影响,有损压缩对图像颜色有较大影响,对图像轮廓影响较小。HOG 和 SVM 技术对图像训练负例要求严格,一般负例集对负例检测效果不好。JPEG2000 的 ROI 压缩效果可以接受,当图像 ROI 较少时压缩率有显著提升,压缩时间由图像大小决定,虽然 ROI 压缩时间较大,但是在压缩率高的条件下,这也是可以接受的。尤其是在大量图片压缩,且其中感兴趣物体不多的情况下,压缩率会有明显提升。

## 3 结语

随着多媒体技术的不断发展,需要用图像来承载的信息越来越多,而图像的大小对存储、传输和运算都有一定影响,所以对图像压缩技术的需求越来越迫切。本文利用 JPEG2000 标准,结合 HOG 和 SVM 技术实现了对图像 ROI 自适应的图像压缩。本文主要研究了 JPEG2000ROI 压缩方法的实现,SVM 的图像检测性能,JPEG2000ROI 压缩比 JPEG2000 无损压缩的压缩率提升情况,以及图像内容对于图像压缩率的影响。

- [7]张学工. 关于统计学理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1):32-42.
- [8]陶卿, 姚穗, 范劲松, 方廷健. 一种新的机器学习算法[J]. 模式识别与人工智能, 2000, 13(3):285-290.
- [9]许建华, 张学工, 李衍达. 支持向量机的新发展[J]. 控制与决策, 2004, 05(5):481-495.
- [10]袁建亮, 朱远平. 基于 JPEG2000 的感兴趣区域压缩编码算法[J]. 天津师范大学学报, 2014, 34(1):42-46+61.
- [11]BF Wu, CF Lin. An Efficient Architecture for JPEG2000 Coprocessor. IEEE Transaction on Consumer Electronics, 2004, 50(4):1183-1189.
- [12]S-Medouakh, Z-E.Baarir. Entropy Encoding EBCOT (Embedded Block Coding with Optimized Truncation) In JPEG2000. International Journal of Computer Science Issue(IJCSI), 2011, 07(1):531-536.
- [13]David Taubman. High Performance Scalable Image Compression with EBCOT. International Conference on Image Processing (ICIP'99), 1999, 1(3).
- [14]刘向东, 骆斌, 陈兆乾. 支持向量机最优模型选择的研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 04(4):576-581.
- [15]Vapnik V, Lerner A. Pattern Recognition Using Generalized Portrait. Automation and Remote Control, 1963, 24(6):774-780.

**作者简介:**

孙佳全(1993-), 男, 浙江杭州人, 硕士, 研究方向软件服务与计算

收稿日期:2019-01-24      修稿日期:2019-01-27

## JPEG2000 Image Compression Algorithm Based on Adaptive ROI

SUN Jia-quan

(College of Electronic Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804)

**Abstract:**

ROI generated automatically based on JPEG2000 image compression in the different regions is to automatically determine the ROI generated by machine learning, then the region of interest and the background area is compressed at different compression rates, gets the picture with the clear ROI and a small amount of data. Introduces the principle and the method, and gives the process of implementation and evaluation of experimental results. Image compression and SVM performance statistics are achieved, JPEG2000 completely lossless compression and different regional statistics is showed, and it proves the feasibility and practicality of this program.

**Keywords:**

Image Compression; JPEG2000; HOG Feature; SVM Detection