

一种基于目标域的车牌图像混合压缩方法

单家凌

(广东白云学院 计算机系, 广东 广州 510450)

摘要: 主要研究了对车牌图像进行压缩的方法。根据车牌的特点,先对其进行基于目标域方法的分块,随后采用小波变换和 BP 神经网络的混合方法对图像进行压缩。结果表明了该方法的高效性。

关键词: 目标域; 背景域; 小波变换; BP 神经网络

中图分类号: TP393.02

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)24-0049-04

A kind of the license plate image mix compression method based on target domain

SHAN Jia Ling

(Department of Computer, Guangdong Baiyun Institute, Guangzhou 510450, China)

Abstract: This paper is a study of license plate image compression, according to the characteristics of plates, the first target domain-based approach to its sub-blocks, followed by use of wavelet transform and BP neural network hybrid method of image compression, results showed that this method is efficient.

Key words: target domain; background domain; wavelet transform; BP neural network

随着智能化交通管理的出现,基于无线网络的车牌识别系统应用越来越广泛。但是由于无线网络速度慢、抗干扰性差,而车牌图像数量庞大,存储空间要求高,在车牌图像识别的过程中又要求图像失真少,因此研究一种高效的车牌图像压缩方法是必要的。

1 车牌图像的特点

根据 2007 年 11 月 1 日起开始实施的《中华人民共和国机动车号牌 GA36-2007 标准》,目前我国一个标准车牌中有三类不同识别对象:汉字、英文字符和数字 0~9,车牌字符总数不是很大,字符的大小一致,字型统一。由于一般的车牌共有 7 位字符,其中第 1 个字符是省市简称——汉字,第 2 个字符是发证机关代号——字母,剩余的 5 个字符是序号,可能是字母或数字(使、警、学、除外),车牌字符总共仅 80 多个字符,字符的大小一致,字型统一。一个标准的车牌如图 1 所示。

2 基于目标域的图像分割算法

首先将车牌图像进行预处理,对车牌上的字符进行分割,得到单个字符。对大小不一的字符做归一化后,对字符进行特征提取,把长为 32、宽为 48 的归一化后的图像中的字符信息提取出来,图像中白点位置为白像素,黑点位置为黑像素,这样就得到一个特征向量,这个



图 1 标准车牌式样

特征向量记录的就是字符的特征。以提取字母“A”(256×256 像素)为例,该算法描述如下:

- (1) 首先将字母“A”归一化为 32×48 的比例尺寸,然后再分为 8×8 个网格单元;
- (2) 依次统计每个网格内的黑像素,形成一个 8×8 的特征向量;
- (3) 确定每个网格单元的黑像素的个数,最大为 1 024,最小为 0;
- (4) 根据像素数对图像进行分块和编号(S 代表像素数),分块的原则如下:

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

当 $S=0$ 时, 该区域为背景域, 编号为 A_0 ;
 当 $0 < S < 1024$ 时, 该区域为目标域, 编号为 A_1 ;
 当 $S=1024$ 时, 该区域为目标域, 编号为 A_2 。
 以字母“A”为例, 用上述算法提取的特征向量如图 2 所示。



字母“A”网络像素统计数

0	0	0	384	384	0	0	0
0	0	43	981	981	43	0	0
0	0	426	852	852	426	0	0
0	0	811	341	341	811	0	0
0	213	1024	640	640	1024	213	0
0	768	683	128	128	683	768	0
85	1024	213	0	0	213	1024	85
128	299	0	0	0	0	299	128

图 2 8x8 的网格特征示意图

3 小波变换理论

3.1 小波变换概述

小波变换是从 1984 年开始形成的一种非平稳信号分析方法, 其基本思想是以小波函数 $\Psi_{a,b}(t)$ 为基底, 对信号 $f(t)$ 进行分解, $C_{a,b}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{a,b}(t)f(t)dt$ 。其中小波函数是指同一个基本函数 Ψ 经平移, 伸缩得到一组函数, $\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \Psi((t-b)/a)$ 。在某些离散情况下, 某些特殊的小波函数构成 $l_2(\mathbb{R})$ 空间的正交基。MALLAT S 在此基础上提出了小波多分辨率的分析方法, 尤其适用于图像处理。

3.2 小波变换用于图像压缩

小波变换用于图像压缩的框架如图 3 所示。



图 3 小波编码/解码框图

由上图可以看出, 用二维小波分析进行压缩可以按照如下 3 个步骤来进行:

(1) 小波分解

小波变换用于图像编码的基本思想就是把图像进行多分辨率分解, 分解成不同空间、不同频率的子图像, 然后再对子图像进行系数编码。系数编码是小波变换用于压缩的核心, 压缩的实质是对系数的量化压缩。根据 MALLAT S 的塔式分解算法, 图像经过小波变换后被分割为 4 个频带: 水平、垂直、对角线和低频, 低频部分还可以继续分解。

(2) 量化

从上面的编解码流程图中可以清楚地看到, 原始图像数据经过预处理之后进行小波变换, 在变换过程中并不产生压缩, 这个过程是无损的, 只是将系数按照频带

重新排列, 变换的目的是生成不含相关性的系数。为了达到压缩数据的目的, 对小波分解系数需作量化处理。量化把一个在值域 X 的信号量化到值域 Y 中。使用更小的位来表示量化后的信号是可行的, 因为转换后的值域比原来更小了。量化的作用是在保持一定质量前提

下, 丢弃图像中对视觉效果影响不大的信息。常用的量化方法有标量量化和向量量化两种。一个标量的量化把输入的信号映射到一个量化的输出值域中, 而一个向量的量化把一组输入采样值映射到一组量化值中。标量量化包括均匀量化和非均匀量化。

(3) 编码

量化过的变换系数需要被仔细编码来进行存储和传输。小波图像压缩编码的方案多种多样, 主要是利用小波变换后系数的分布特性来得到不同的方案。目前 3 个最高等级的小波图像编码是嵌入式小波零树图像编码算法(EZWT)、分层树集合分割排序算法(SPIHT)和小波数据形态表示图像编码算法(MRWT)。

对编码后的数据进行以上过程的逆过程 (即解码、逆量化和小波逆变换) 就可以重建图像。

4 BP 神经网络在图像压缩中的应用

BP 网络是目前最为常见的一种网络模型, 它可以直接提供数据压缩能力, 见参考文献[1~3]。利用多层前馈神经网络的模式变换能力实现数据变换 (编码) 的基本思想是: 把一组输入模式通过少量的隐含层单元映射到一组输出模式, 并使输出模式尽可能等于输入模式。当隐含层的单元数比输入模式数少时, 意味着隐含层能更有效地表现输入模式, 并把这种表现传送到输出层。在这个过程中, 输入层和中间层的变换可以看成压缩编码的过程; 而中间层和输出层的变换可以看成解码过程。图 4 给出了这一思想的简要说明。假设网络的输入层和输出层各由相同的 M 个神经元组成, 隐含层的神经元数 K 比 M 小。在输入层和输出层提供同一学习模式 (即教师模式为输入模式), 网络通过学习后其隐含层应对 M 个输入模式中的每一个给出不同的编码表示, 这好比

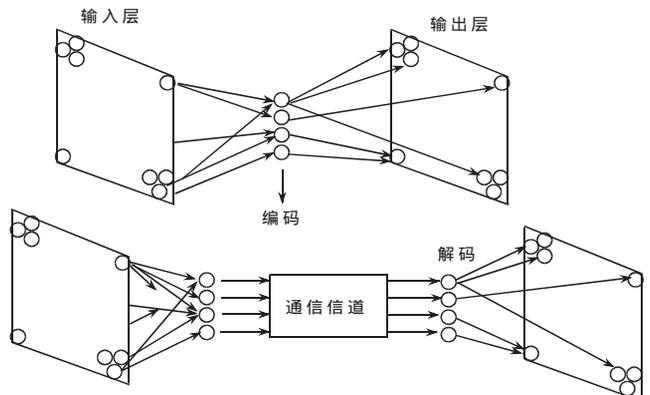


图 4 多层前馈神经网络实现数据压缩的基本算法思想

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

是大量的数据从较大的入口进入,然后强迫其通过细腰型的网络管道,如图5所示,并期望在该细腰处被压缩(编码),最后网络在出口处可由此编码恢复出与输入对应的输出结果。

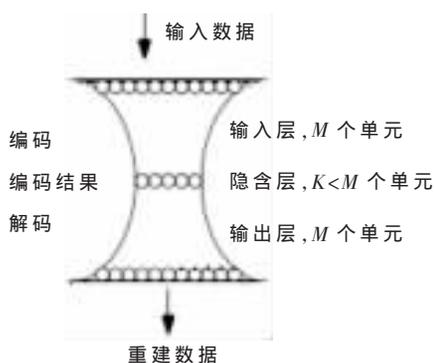


图5 采用BP网络进行数据压缩

输入层到隐含层之间就相当于编码器,对信号进行线性或非线形变换;隐含层到输出层之间相当于解码器,对经过压缩后的系数进行线性或非线形反变换,从而恢复原始图像数据。压缩率=网络输入节点数/隐含层节点数。

5 小波变换与神经网络相结合用于图像压缩

5.1 小波和BP神经网络的结合方式

将小波变换作为神经网络的前置处理手段,为神经网络提供输入特征向量。选择具有良好压缩性能的Daubechies9/7双正交小波进行提升变换,它光滑性能好且有较高的消失矩。经过变换,原始图像被分解成不同频带的子图像,利用BP网络,根据各子图像所含信息量的多少,对不同频带的子图像分别处理。基于小波变换的BP网络图像压缩流程如图6所示。

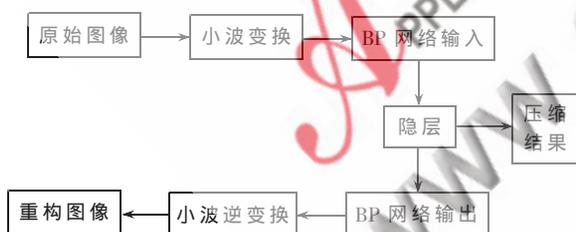


图6 基于小波变换的BP网络图像压缩流程图

将原始信号进行小波变换后,直接将变换后的小波域信号作为神经网络的输入进行处理,处理后的输出信号仍在小波域,再经过小波逆变换即得到时域的输出信号。

5.2 车牌图像压缩的算法

结合前文的分割思想,车牌主要识别的部分为目标域,也就是文中提出的A1和A2部分。考虑到A0的全部背景域不属于车牌字符识别的部分,也就是本文

所提到的白点域,可以采用很高的压缩比。A2全部为目标域,没有背景部分的噪声干扰,也就是本文所提到的黑点域,所以也可以采用很高的压缩比,不会影响图像的重构失真。A1区域一部分为黑点域即目标域,一部分为白点域即背景域,所以对A1部分进行二级的小波分解。

本文将小波变换和BP网络相结合进行图像压缩的基本思想:

(1) 按前文算法将车牌图像分割为目标域(A1, A2)和背景域A0;

(2) 将图像A0和A2部分进行第一层小波分解,分解得出低频系数LL1和高频系数HL1、LH1、HH1,用BP网络对其进行64倍压缩;

(3) 对原始图像A1部分进行第一层小波分解,保持低频系数LL1,将三个高频系数HL1、LH1、HH1用BP网络进行64倍的压缩;

(4) 对LL1进行第二层小波分解,得到分解后的低频和高频系数;

(5) 用BP网络对低频系数LL2进行16倍压缩,对高频系数HL2、LH2、HH2进行32倍压缩;

(6) 解压后的系数进行小波重构即得到时域的解压图像。

该算法的流程如图7所示。

该算法的压缩比为: $(256 \times 256) / (3 \times 128 \times 2 + 64 \times 2 + 64 \times 2 \times 3 + 3 \times 128 \times 2) = 32$

6 仿真实验

选取某车牌作为原始图像,采用上述方法进行计算机仿真,结果如图8所示,这里BP采用的是标准的BP算法。

在这种基于目标域的划分方法中,背景域A0和目标域A2图像相对稳定,灰度空间变动小,目标域A1部分灰度空间变动大,根据这个特点,可在灰度变化小的部分使用隐含层神经元数目的网络,使其在这些区域压缩率高;而在灰度变化大的区域使用隐含层神经元数

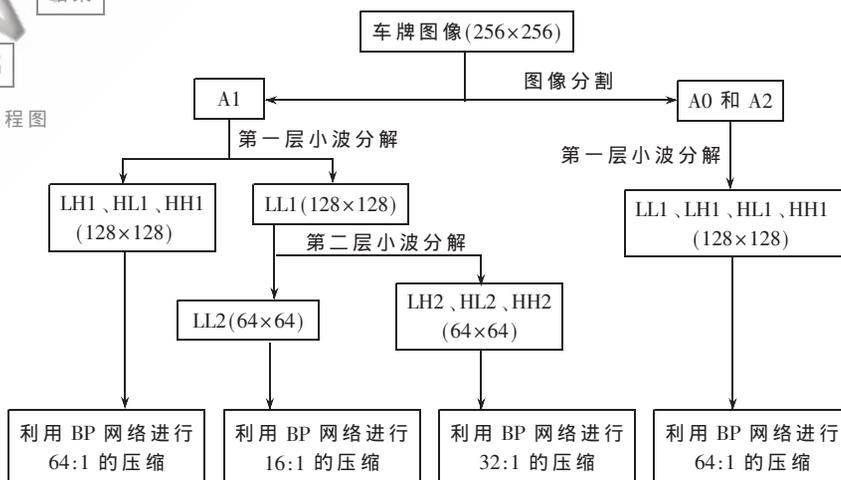


图7 小波变换和BP网络结合进行图像压缩的流程图

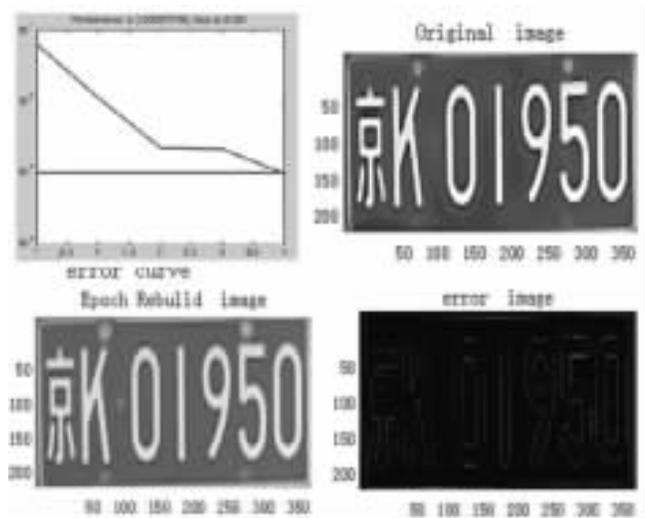


图 8 车牌图像压缩的仿真结果

目多的网络,以便保留更多的图像细节,提高压缩图像的质量。同时该方法又可充分利用小波变换压缩比高、压缩速度快、压缩后能保持信号与图像的特征不变、且在传递中可以抗干扰的优点,经仿真实验证明,该方法是一种较好的车牌图像压缩方法。

参考文献

[1] 姜卓.小波变换在图像压缩领域中的应用[J]. 计算机与数字工程, 2009, 37(06):141-143,184.

- [2] 曹玉茹,郑戟明.基于 Matlab 的图像压缩实现[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(12):2998-3000,3004.
- [3] 张培珍,杨根源,马良,等.一种改进的可变阈值 SPIHT 图像压缩算法[J]. 计算机与数字工程, 2009,37(01):128-130,152。
- [4] 谢春光.一种基于小波变换新型的图像压缩算法[J].微计算机信息,2009,25(09):303-305.
- [5] 任俊玲,郭军.基于小波理论的神经网络模型构造[J].电脑开发与应用,2004, 17(8):19-21.
- [6] 马义德,齐春亮,杜鸿飞.一种基于分类的改进 BP 神经网络图像压缩方法[J].兰州大学学报(自然科学版), 2005,41(4):70-71.
- [7] 聂玉明,邹雪妹.一种基于像素域的改进的 SPIHT 算法[J]. 计算机仿真, 2009,26(01):209-211,232.
- [8] 黄梅红.小波变换理论及其在图像压缩中的应用[J]. 福建电脑, 2009,25(02):149-150.
- [9] 王文娟.一种基于小波包变换的分形编码方法[J]. 电脑知识与技术, 2009,5(09):2527-2528.

(收稿日期:2010-09-02)

作者简介:

单家凌,男,1979 年生,讲师,主要研究方向:模式识别,人工智能。