

一种基于神经网络的遥感图像压缩编码

张煜东¹ 吴乐南¹ 王水花¹ Neggaz Nabil² 孙晓燕¹

摘要

为了更好地在恒定压缩率条件下,实现卫星遥感图像的压缩,提出1种将像素分为3类的编码方案.每类采用基于Levenberg-Marquardt算法的双层神经网络进行预测,和基于偏置学习规则的竞争神经网络实现量化.对长城、珠峰、香港等地遥感图像的压缩试验证实了算法的有效性.同时还表明该算法压缩图像的MSE高于距离-权值方法与最小均方误差法,且时间复杂度为 $O(n)$.

关键词

神经网络;遥感;图像编码

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

0 引言

Introduction

近年来,随着航天遥感技术的迅速发展,遥感数据在空间分辨率、光谱分辨率、时间分辨率上的提高,给数据的处理、存储和传输带来很重负担.利用神经网络压缩图像是一种较好的解决方式.聂永等^[1]提出一种Pi-sigma神经网络压缩图像,刘洋等^[2]提出采用子块分类的方法压缩,均取得了较好的压缩效果.然而,星载探测器(CCD扫描仪)对每个扫描点用8 bit表示,但规定向下传输只能固定为4 bit,即压缩率必须恰好为50%^[3],这与传统的压缩编码方式不一致.此时的编码方式不再单纯追求更高的压缩比,而在于如何充分利用向下传输的4 bit带宽,使压缩重建数据能尽量逼近原图^[4].

本文提出一种新方法,将原始图像划分为3类像素,每类采用不同的编码方式.用双层BP神经网络进行预测,用竞争神经网络量化预测误差.

1 算法整体流程

Algorithm flow

将遥感像素分为3类^[5]:分别用符号 \circ , \square , $+$ 表示.将图像划分如图1.可见,此时整幅图像由若干个 3×3 的子图(如图1中的虚线包围方框)组成.

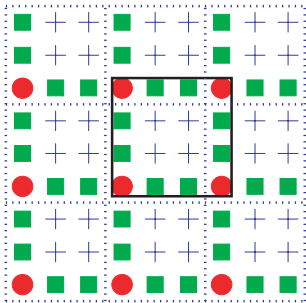


图1 像素的3种类别

Fig. 1 Three types of pixels

收稿日期 2009-05-29

资助项目 国家863计划(2008AA01Z227);国家自然科学基金(60872075);高等学校科技创新工程重大项目培育资金(706028);江苏省自然科学基金(BK2007103);东南大学优秀博士学位论文基金(YBJJ0908);河海大学青年科技基金(08D002-04)

作者简介

张煜东,男,博士生,研究方向为图像处理与神经网络. zhangyudongnuaa@gmail.com

1 东南大学 信息科学与工程学院,南京,210096

2 奥尔科技大学 计算机科学学院,信号图像语音识别实验室,奥尔,阿尔及利亚

提出一种图像编码方案如图2所示.其中:‘ \circ ’像素直接用8 bit传输;‘ \square ’像素经过预测器1预测后的误差,用量化器1量化为4 bit

传输;而‘+’像素则经过预测器2后用量化器2量化为3 bit传输。

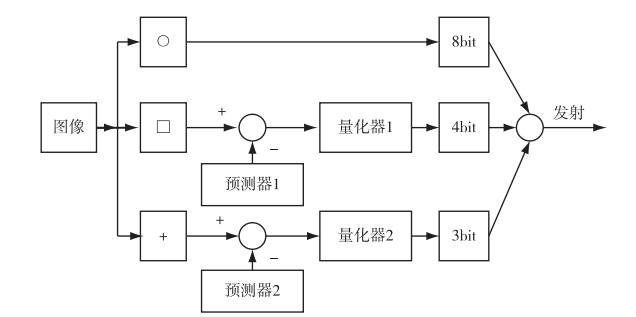


图2 图像压缩编码整体流程
Fig. 2 Complete flowchart of image compression coding

按照图2的设置,任一3×3的子图的像素可如表1所示分类.可见,对于一个3×3子图,总计需要1×8+4×4+4×3=36 bit,除以9个像素,则平均每个像素4 bit,正好压缩了50%。

表1 3×3子图像素分类			
Table 1 Pixel classification in 3×3 subimage			
符号	数目	传输内容	传输量/bit
○	1	像素	8
□	4	误差	4
+	4	误差	3

2 预测模型

Prediction model

预测在一个4×4的计算单元中进行,如图1中实线框架所示。

2.1 预测器1

预测器1用来预测8个‘□’像素A,有如图3所示的2种情形.由于A₁与A₂位置对称,因此其模型也对称,求出A₁=f₁(P₁,P₂)-之后,通过简单的代换即可求出对应的A₂=f₁(P₂,P₁).

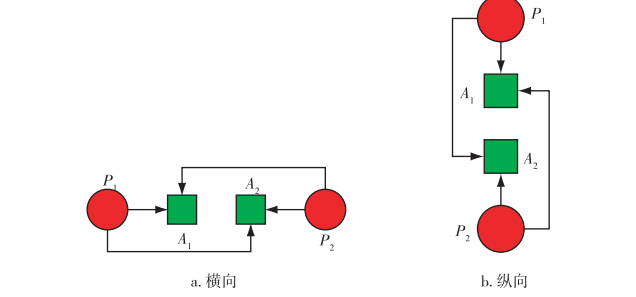


图3 预测器1的两种模型
Fig. 3 Two models of predictor 1

2.2 预测器2

若要预测4个‘+’像素B,可以通过4个原始数据P求得,也可通过8个预测器1的结果A求得.考虑到预测器1的量化数据本身也存在误差,因此直接采用原始数据,令B₁=f₂(P₁,P₂,P₃,P₄).

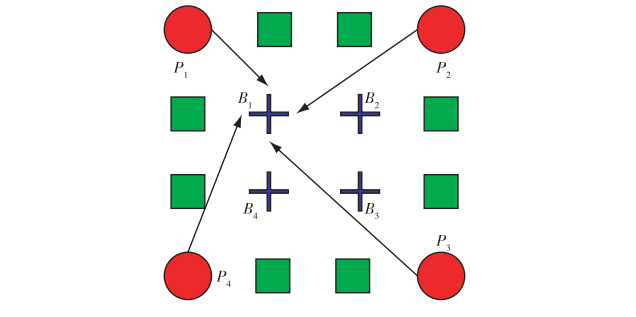


图4 预测器2的模型
Fig. 4 Model of predictor 2

预测器2也有4种情况,考虑到位置的对称性:
B₂=f₂(P₂,P₃,P₄,P₁);B₃=f₂(P₃,P₄,P₁,P₂);B₄=f₂(P₄,P₁,P₂,P₃).

3 模型逼近

Model approximation

本节给出第3节模型f₁与f₂的具体逼近形式。

3.1 传统方法及其缺陷

传统的求解方式是先求出预测点与数据点的距离,再将数据点的权值设为距离的倒数^[6].最小均方误差(MMSE)也是一种常用方法,它将问题转化为一个优化问题,即求最佳权值系数,使得预测误差的均方最小^[7],采用Widrow-Hoff算法求解。

第1种方法过于直观,尽管距离与权值存在一种定性的反比关系,但尚无理论能定量描述这种关系,只能凭经验选取,误差较大.例如,图3a中数据点P₁离预测点A₁的距离是P₂的一半,只能定性说P₁的权值比P₂大,但是P₁的权值是否就是P₂的2倍值得商榷。

第2种方法尽管效果稍好,但模型是线性的,而真实的预测模型可能是非线性的,因此模型本身存在误差。

3.2 基于神经网络的f₁模型

考虑到神经网络(NN)是一种较好的非线性模型^[8],对f₁采用BP神经网络(BPNN)逼近.样本选自30幅遥感图像,每幅随机提取10个10×10子块共30 000个像素.BPNN采用2-30-20-1的结构,隐层传递函数设为‘tansig’,输出层传递函数设为‘line-

ar'. 在 1.6 GHz 主频、1 GB 内存的 IBM P4 上仿真, 软件采用 Matlab 2009a, 训练采用 Levenberg-Marquardt 算法.

为了增加网络的泛化能力, 采用早期停止法 (ES) 将输入输出对分为 3 类: 训练集、验证集和测试集. 当网络正常调整时, 训练集与验证集的误差均稳步减少; 当网络过拟合时, 训练集的误差继续减少, 而验证集的误差则增加; 测试集用来保证对数据的分类有效, 若测试集的误差衰减曲线与其它 2 类集合的有显著不同, 则说明数据分类不当^[9].

一般将训练集的比例设为 80%, 验证集与测试集的比例均为 10%, 最大失败步数 (训练集的 MSE 下降, 且验证集的 MSE 上升) 设为 $10^{[10]}$. 采用 ES 的权值收敛过程见图 5. 可见, 当网络迭代到第 10 代以后, 尽管训练集的 MSE 仍在不断减少, 但验证集的 MSE 在增加, 表明网络在第 10 代发生过拟合, 故选取第 10 代的权值作为网络的最终结果.

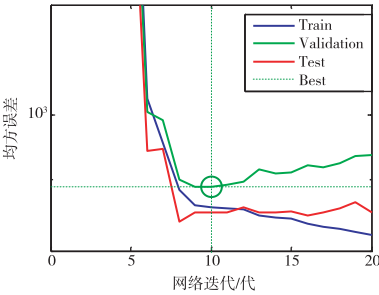


图 5 NN1 权值收敛

Fig. 5 Convergence of weights of NN1

将训练后的网络 (记为 NN1) 与距离-权值法、LMS 方法比较如下. 其中预处理时间表示构建网络所需时间, 运行时间表示对每个输入样本得到对应输出所需时间. 可见, 尽管采用神经网络需要训练, 使得预处理时间较多, 但是一旦网络训练结束, 对每个样本的处理时间仅有 $43.5 \mu\text{s}$, 约为传统方法的 1.5 倍. 考虑到 MSE 的大幅减少, 这是值得的.

表 2 f_1 模型的比较

Table 2 Comparison of model f_1

方法	模型	均方 误差	预处理 时间/s	运行 时间/ μs
距离- 权值法	$A_1 = 0.666\ 6P_1 + 0.333\ 3P_2$	953.43	0	16.871
LMSE	$A_1 = 0.622\ 1P_1 + 0.336\ 0P_2 + 5.4910$	913.92	0.02	16.261
NN1	$A_1 = \text{NN1}(P_1, P_2)$	862.11	14.40	23.269

3.3 基于NN的 f_2 模型

采用 4-30-20-1 的 BPNN 逼近 f_2 模型, 其余设置同上, 记训练后得到的网络为 NN2, 其权值收敛过程见图 6. 可见, 在第 9 步之后, 训练集的 MSE 持续减少, 但是验证集的 MSE 开始逐渐升高, 表明过拟合出现, 因此网络取第 9 步的权值.

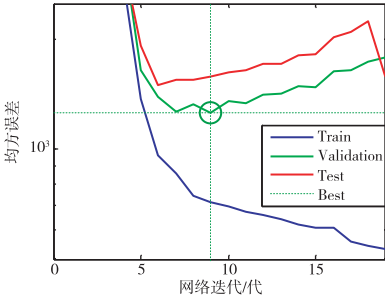


图 6 NN2 权值收敛

Fig. 6 Convergence of weights of NN2

NN2 与距离-权值法、MMSE 法的比较见表 3. 因结果与表 2 类似, 不再赘述.

表 3 f_2 模型的比较

Table 3 Comparison of model f_2

方法	模型	均方 误差	预处理 时间/s	运行 时间/ μs
距离- 权值法	$B_1 = 0.361\ 7P_1 + 0.228\ 7P_2 + 0.180\ 8P_3 + 0.228\ 7P_4$	1 019.8	0	15.500
LMSE	$B_1 = 0.351\ 1P_1 + 0.247\ 9P_2 + 0.185\ 5P_3 + 0.209\ 0P_4 + 0.853\ 0$	1 018.5	0.02	14.911
NN2	$B_1 = \text{NN2}(P_1, P_2, P_3, P_4)$	855.9	14.34	28.565

4 误差量化

Error quantification

为了使量化误差尽可能小, 首先需要预测尽可能准确, 这由预测模型保证; 其次就是要选择优秀的量化器. 为了使量化器能更客观、更准确、更实际地表述误差信号, 采用竞争神经网络 (CNN) 对误差信号进行聚类分析, 将量化阈值设为 CNN 的聚类中心. 有学者提出用自组织特征映射 (SOFM) 网络来量化^[11], 优势在于其物理相邻的神经元对应着相似的聚类中心, 能够清晰地表明类间的拓扑关系. 但笔者认为, 对预测误差量化并不需要这种拓扑关系. 因此, 采用 CNN 既能完成任务, 又能节约运算资源与运算时间.

4.1 CNN 结构

图 7 为 CNN 示意, R 表示输入向量的维数, 由于误差是一维信号, 故取 $R=1$. S 表示竞争层的神经元数, 一般取聚类的类数. 因此, 根据传输位数的设置, 令量化器 1 的 $S=16$, 量化器 2 的 $S=8$. IW 表示输入权值, b 表示偏置, x 与 y 分别表示网络的输入与输出, ndist 表示负距离函数, compet 表示竞争函数, 即:

$$\text{ndist}(w, p) = -\|w - p\|, \quad (1)$$

$$\text{compet}(n) = e_i = [0 \ 0 \dots 0 \ 1 \ 0 \dots 0]_i$$

$$n(i) = \max(n). \quad (2)$$

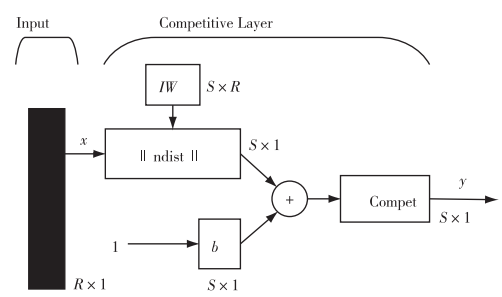


图 7 CNN 示意图

Fig. 7 Schematic chart of CNN

4.2 Kohonen 学习规则

传统 CNN 方法采用 Kohonen 学习规则^[12], 假设第 i 个神经元获胜, 则其权值如下变化:

$$IW_i = IW_i(q-1) + \alpha[x(q) - IW_i(q-1)] \quad (3)$$

式中: α 是学习率; q 表示当前步数. Kohonen 规则允许获胜神经元学习输入向量代表的模式. 因此, 与某个输入模式最接近的神经元有更多机会获胜, 从而变得更加接近该输入模式. 最终, 每个输入模式都会有一个对应的神经元, 当该类模式输入网络时, 对应的神经元输出 1, 其它神经元输出 0.

然而, Kohonen 规则存在一个缺陷, 网络中的某些神经元可能永远不会用到, 即永远不会赢. 在初始设置时, 由于这些神经元的初始权值远离所有模式, 因此不管网络训练多久, 它们都不会在竞争层获胜. 最终, 这些神经元的权值无法更新, 对网络输出毫无作用, 被称为死神经元.

4.3 偏置学习规则

为了解决 Kohonen 学习规则的缺陷, 采用偏置学习规则^[13]. 规定赋予获胜较少的神经元一个较大的偏置 b ; 反之, 赋予经常获胜的神经元赋予一个较小的 b . 通过该调节手段, 使每个神经元获胜的几率

近似相等.

对死神经元而言, 一开始获胜较少, 因此赋予其较大的偏置, 从而有更多机会获胜, 最终导致权值向着某个模式更新, 使得该神经元能够响应更多的输入向量. 当权值转移到模式中心后, 获胜概率会远远超过其它神经元, 因此偏置慢慢减小, 最终获胜概率稳定在 $1/S$.

4.4 量化器设置

对 ‘□’ 像素的预测误差进行量化, 首先绘制直方图分布如图 8. 采用 CNN 量化后, 得到的聚类中心分别是 $\{-66, -38, -28, -22, -17, -12, -8, -3, 2, 6, 10, 15, 21, 30, 42, 69\}$.

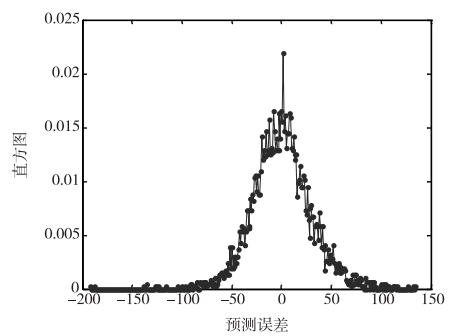


图 8 预测器 1 的误差直方图

Fig. 8 Histogram of errors of predictor 1

‘+’ 像素的预测误差分布如图 9 所示. 采用 CNN 量化后, 得到的聚类中心分别是 $\{-54, -28, -14, -4, 5, 14, 27, 55\}$.

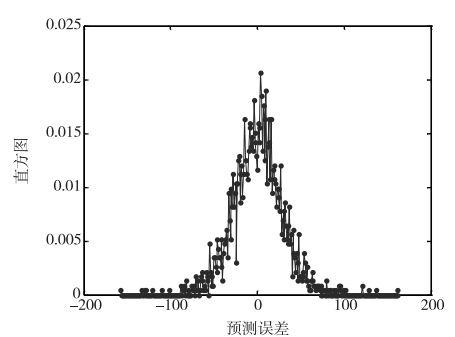


图 9 预测器 2 的误差直方图

Fig. 9 Histogram of errors of predictor 2

5 实验

Experiments

用本文方法编码 3 幅遥感图像, 实验中为节省运行时间, 采用了“分块处理”.

5.1 长城

图 10a 是 1994 年 4 月 10 日奋进号空间飞船的成像雷达对北纬 37.7°、东经 107.5°一块 3.1 km × 2.2 km 区域拍摄的 L 波段 (波长 24 cm) HH 极化遥感图. 选取 244 × 244 的一块子图作为实验对象. 其中图像左边的竖直连续亮线是明朝时期 (公元 1400 年) 的长城, 右边的一道不连续亮线表示隋朝时期 (公元 600 年) 的长城遗址, 而夹在两条长城之间一块矩形是果园和树木. 长城陡峭 (5 ~ 8 m) 平滑的边缘, 能够较好地反射电磁波, 从而易被卫星发现. 在一些地区, 卫星遥感可帮助历史学家寻找到被沙漠覆盖的城墙. 图 10b 显示压缩后的图像.

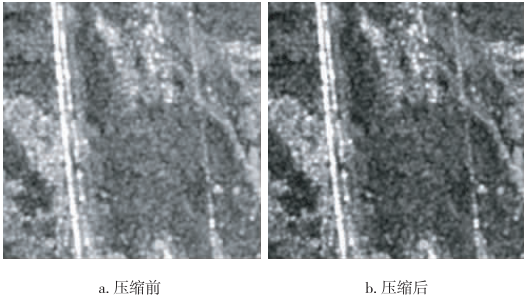


图 10 长城遥感图 (右 = 北)
Fig. 10 Remote sensing images of Great Wall

5.2 珠穆拉玛峰

图 11 显示了 1994 年 4 月 16 日奋进号空间飞船的成像雷达透过厚云层对北纬 28.0°、东经 86.9° 一块 70 km × 39 km 区域拍摄的 L 波段 HH 极化、L 波段 HV 极化、C 波段 HV 极化遥感图. 选取 298 × 163 的子块作为实验对象, 中心是地球最高峰珠穆朗玛峰 (8 848 m).

如果分别用红、绿、蓝 3 基色表示上述 3 种电磁波与极化方式, 则珠峰的彩色遥感合成图像示于图 12a. 图 12b 是 1994 年 10 月 10 日由奋进号工作人员在清晰的光照条件下拍摄的光学图像. 从图 12 可以清晰看出喜马拉雅山的地貌, 例如光学照片中白色区域表示积雪, 对应在遥感合成图像中为亮蓝色, 这是由于 C 波段 HV 极化波对雪比较敏感. 需要注意的是, 遥感合成图像在春季拍摄, 因此积雪 (亮蓝色区域) 较多, 而光学图像在夏季拍摄, 因此积雪 (白色区域) 偏少.

对珠峰图像采用本文方法压缩, 结果示于图 13.

5.3 香港

图 14a、b 显示了 1994 年 10 月 10 日奋进号空间飞船的成像雷达对北纬 22.3°、东经 114.1°地区的

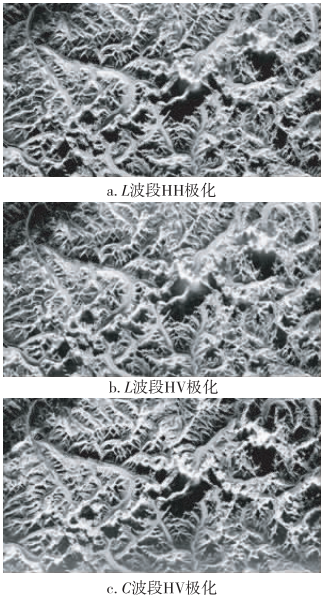


图 11 珠峰遥感图像 (左上 = 北)
Fig. 11 Remote sensing images of Everest

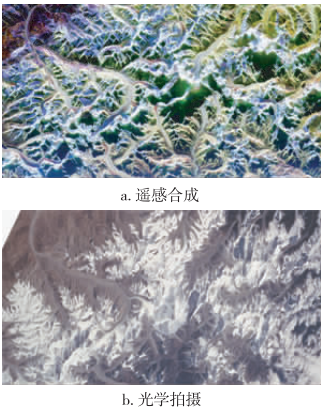


图 12 珠峰彩色图像
Fig. 12 Color images of Everest

一块 23 km × 31 km 区域拍摄的 L 波段 VV 极化、C 波段 VV 极化图. 图 14c 是将两幅极化图相减. 将图 14a、b、c 分别赋予红绿蓝 3 色, 则可合成彩色图像如图 14d.

左下角的深蓝与红色区域表示南中国海, 浅蓝色与金色区域示陆地. 香港岛位于图片的中间偏下位置, 九龙半岛位于图片的右上角, 香港岛中最亮的黄色区域表示高度发达的商业区, 水中的黄点表示货船. 城市规划者可以利用遥感图像来制订城市发展计划、监视郊区的发展与污染等.

将图 14a、b 分别采用本文方法压缩后, 示于图 15a、b, 再令二者相减, 得到图 15c, 最后图 15d 用彩

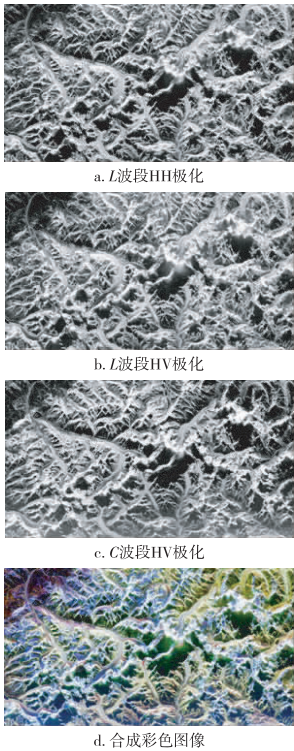


图 13 本文方法压缩结果(珠峰)

Fig. 13 Compression results of the proposed method

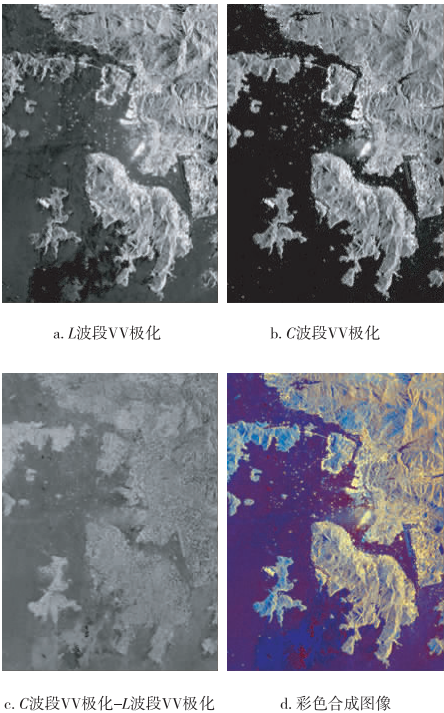


图 15 本文方法压缩结果(香港)

Fig. 15 Compression results of the proposed method

6 讨论
Discuss

6.1 压缩性能

采用峰值信噪比(PSNR)来客观度量压缩质量,并与文献[4]的方法对比如表 4,可见效果均好于文献[4]方法.主要原因在于将像素分为 3 类分别采用不同的预测量化方法,同时采用了基于 LM 算法的双层 NN 网络进行预测,以及基于偏置学习规则的 CNN 实现量化.

表 4 压缩性能比较

Table 4 Comparison of the compression performance dB

图像	波段	极化	文献[4]	本文方法
长城	L	HH	37.682 7	39.201 2
珠峰	L	HH	32.929 9	33.327 7
珠峰	L	HV	32.882 2	33.297 7
珠峰	C	HV	32.042 4	32.371 4
香港	L	VV	33.890 9	34.439 1
香港	C	VV	34.813 7	35.218 5

6.2 时间分析

不考虑预处理时间,选取不同大小的矩形遥感区域进行仿真.为了方便边缘预测,规定计算机中矩

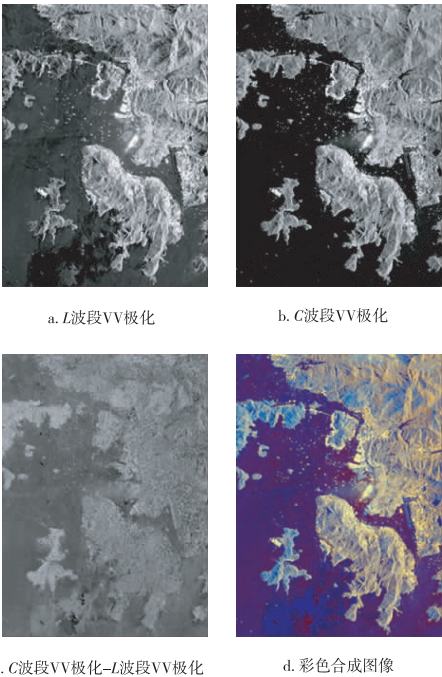


图 14 香港遥感图像(右上 = 北)

Fig. 14 Remote sensing images of Hongkong

形宽度为 $W = \{3n + 1\}$ 像素,结果示于图 16. 同时,采用拟合工具对其进行二次拟合,结果为

$$T = 1.563 \times 10^{-5} \times W^2 - 4.343 \times 10^{-5} \times W + 0.02373. \quad (4)$$

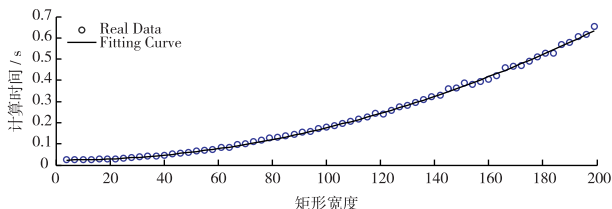


图 16 运行时间与区域大小的关系

Fig. 16 The relationship between computation time and size of area

可见,本文算法消耗时间与区域宽度成平方关系.考虑到区域面积(像素数)等于区域宽度的平方,因此,可认为算法耗时与区域面积成正比,即 $T = O(n)$, n 为压缩区域像素数.

7 结论

Conclusion

本文提出了一种定码率压缩方式,实验效果优于传统方法.未来进一步的研究方向在于如何在压缩率不变的前提下,增加压缩图像的峰值信噪比,以及减少图像的处理时间.

参考文献

References

- [1] 聂永,邓伟.一种基于 Pi-sigma 神经网络图像压缩的方法[J].苏州大学学报:工学版,2007,27(4):8-10
NIE Yong, DENG Wei. An image compressing method based on Pi-sigma neural network[J]. Journal of Suzhou University: Engineering Science Edition, 2007, 27(4): 8-10

- neering Science Edition, 2007, 27(4): 8-10
- [2] 刘洋,唐向宏,余志卫.基于子块分类的 BP 神经网络图像压缩[J].杭州电子科技大学学报,2009,29(2):32-35
LIU Yang, TANG Xianghong, YU Zhiwei. An image compressing algorithm based on blocks classifying with BP neural network[J]. Journal of Hangzhou University of Electronic Science & Technology, 2009, 29(2): 32-35
- [3] Marisaldi M, Fiorini C, Labanti C, et al. Silicon drift detectors coupled to CsI(Tl) scintillators for spaceborne gamma-ray detectors[J]. Nuclear Physics B, 2006, 150: 190-193
- [4] Zhang Y D, Wu L N, Wei G. A new classifier for polarimetric SAR images[J]. Progress in Electromagnetics Research, 2009, 94: 83-104
- [5] 谈小生,葛成辉.断续传输原始数据的 DPCM 图像压缩编码方法[J].通信学报,1997,18(1):68-72
Tan X S, Ge C H. The method of DPCM image coding with intermittent transmission of some original data[J]. Journal of Communications, 1997, 18(1): 68-72
- [6] Tranter G, Mcbratney A B, Minasny B. Using distance metrics to determine the appropriate domain of pedotransfer function predictions[J]. Geoderma, 2009, 149(3/4): 421-425
- [7] Sakoglu U, Huisa-Garate B, Rosenberg G A, et al. Application of FT-based MMSE deconvolution method for cerebral blood flow measurement in patients with leukoaraiosis[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2009, 27(5): 625-630
- [8] Zhang Y D, Wu L N. Weights Optimization of Neural Network via Improved BCO Approach[J]. PIER, 2008, 83: 185-198
- [9] Nguyen M H, Abbass H A, McKay R. Stopping criteria for ensemble of evolutionary artificial neural networks[J]. Applied Soft Computing, 2005, 6(1): 100-107
- [10] 张煜东,吴乐南,吴含前.工程优化问题中神经网络与进化算法的比较[J].计算机工程与应用,2009,45(3):1-6
ZHANG Yudong, WU Lenan, WU Hanqian. Comparison of neural network and evolutionary algorithm on engineering optimization[J]. Computer Engineering and Application, 2009, 45(3): 1-6
- [11] Hsieh K L, Jeng C C, Yang I C, et al. The study of applying a systematic procedure based on SOFM clustering technique into organism clustering[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(2): 330-336
- [12] Hakimi-Asiabar M, Ghodsypour S H, Kerachian R. Multi-objective genetic local search algorithm using Kohonen's neural map[J]. Computers & Industrial Engineering, 2009, 56(4): 1566-1576
- [13] Panagou E Z, Kodogiannis V S. Application of neural networks as a non-linear modelling technique in food mycology[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(1): 121-131

A neural network based compression coding for remote sensing images

ZHANG Yudong¹ WU Lenan¹ WANG Shuihua¹ Neggaz Nabil² SUN Xiaoyan¹

¹ School of Information Science & Engineering, Southeast University, Nanjing 210096

² Lab. of Signal Image Parole, Dept. of Computer Science, University of Science and Technology of Oran, Oran, Algeria

Abstract To compress remote sensing images at a fixed ratio, a novel coding scheme is proposed in which pixels are divided into three types. And different prediction and quantification are adopted for each type, in which a two-layer neural network based on Levenberg-Marquardt algorithm is chosen for prediction model, and a competitive neural network is selected for quantification. Compression experiments on remote sensing images of Great Wall, Mount Everest, and Hong Kong indicate the validity and effectiveness of our algorithm. Moreover, the MSE of the proposed method is higher than distance-weight method and least mean square error method, and the computation complexity of our method is $O(n)$.

Key words neural network; remote sensing; image coding