

基于 CNN 的 QuickBird 遥感影像融合研究

张文娟¹, 康家银²

(1 淮海工学院 计算机工程学院, 江苏 连云港 222005; 2 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 为了充分利用 QuickBird 多光谱影像的光谱信息和全色影像的高空间分辨率信息, 提出了一种基于细胞神经网络(CNN)的 QuickBird 多光谱和全色遥感影像融合方法. 实验结果表明, 相对于传统的影像融合算法, 提出的方法具有更好的性能.

关键词: 遥感影像; 细胞神经网络; 影像融合; 模板

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0091-03

Study on QuickBird Remote Sensing Image Fusion Based on CNN

ZHANG Wen-juan¹, KANG Jia-yin²

(1 School of Computer Engineering, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China;

2 School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: In order to fully utilize the spectral information of QuickBird multispectral image and the high spatial resolution information of QuickBird panchromatic image, this paper proposed an approach for fusing the QuickBird multispectral and panchromatic images using cellular neural network. Experiments indicate that proposed method outperforms the traditional approaches in preserving spectral information while improving spatial information.

Key words: remote sensing; cellular neural network; image fusion; template

1 引言

遥感影像融合是将同一场景不同空间、频谱和时间分辨率的遥感影像根据融合算法进行综合处理, 以得到一幅满足某种应用需要, 且具有更多信息的新影像, 从而为后续的遥感影像特征提取、分类和目标识别等奠定基础^[1].

QuickBird 遥感影像, 是由 Digital Globe 公司提供的高空间分辨率的商业遥感影像. 其全色影像的空间分辨率高达 0.61 m, 多光谱遥感影像的空间分辨率为 2.44 m^[2]. QuickBird 遥感影像自产生以来已在测绘、交通、农业、考古等诸多领域得到了应用^[3]. 然而相对于 QuickBird 全色影像, QuickBird 多光谱影像的空间分辨率较低, 因而满足不了某些应用的需要. 为此, 需要将 QuickBird 的多光谱影像和全色影像进行融合, 从而充分地利用多光谱影像

的光谱信息和全色影像的高空间分辨率信息.

细胞神经网络 (Cellular Neural Network, CNN)^[3], 一种非线性、局部连通的神经网络, 具有并行性、运算速度快等特点, 已经在图像处理、机器和生物视觉、高级脑功能等领域得到了广泛的研究和应用^[4].

本文在分析细胞神经网络特点的基础上, 针对 QuickBird 遥感影像融合的特点, 提出了一种基于 CNN 的 QuickBird 多光谱和全色遥感影像融合方法. 利用该方法进行 QuickBird 影像融合的实验结果表明, 运用该方法能够在保持多光谱影像光谱信息的同时, 有效提高其空间分辨率信息.

2 细胞神经网络

一个 $M \times N$ 的细胞神经网络有 $M \times N$ 个细胞, 分别安排在 M 行 N 列的二维空间阵列中, 称第 i 行

j 列的细胞为 $C_{ij}^{[5]}$, 如图 1 所示.

定义 1 在细胞神经网络中, 细胞 C_{ij} 的 r 邻域 $S_r(i, j)$ 称为影响球, 定义为

$$S_r(i, j) = \{C_{i+k, j+l} : k, l = -r, -r+1, \dots, 0, \dots, r-1, r\} \quad (1)$$

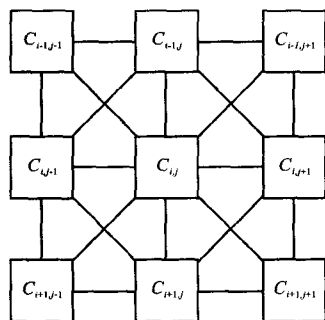


图1 二维细胞神经网络示意图

根据细胞的等效电路模型, 每个细胞均有一个状态, 一个恒定的外界输入和输出, 因而, 每个细胞都可用以下的动态方程来描述:

(1) 标准状态方程:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{i,j} &= -x_{i,j} + \sum_{k,l \in S_r(i,j)} a_{k,l} y_{i+k, j+l} + \\ &\quad \sum_{k,l \in S_r(i,j)} b_{k,l} u_{i+k, j+l} + z_{i,j} \\ &= -x_{i,j} + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r a_{k,l} y_{i+k, j+l} + \\ &\quad \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r b_{k,l} u_{i+k, j+l} + z_{i,j} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $x_{i,j}$, $y_{i,j}$, $u_{i,j}$, $z_{i,j}$ 为标量, 分别称为状态、输出、输入和阈值; $S_r(i, j)$ 是半径为 r 的影响球; $a_{k,l}$ 和 $b_{k,l}$ 分别是 A -模板和 B -模板的模板参数.

(2) 输出方程为

$$y_{i,j} = \frac{1}{2} (|x_{i,j} + 1| - |x_{i,j} - 1|) \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$$

3 基于 CNN 的 QuickBird 影像融合算法

用细胞神经网络处理影像时, 它的规模与待处理影像的规模相同, 即如果待处理的影像包含 $M \times N$ 个像素, 则 CNN 就需要 $M \times N$ 神经元细胞. 像素与细胞一一对应, 每个细胞的状态按照方程 (2) 迭代更新, 直到整个网络收敛^[4], 影像才处理完毕.

由 CNN 的状态方程 (2) 可知, CNN 的动态机制包括输入控制和输出反馈两种. 其中输入控制的效果取决于控制模板 B , 而输出反馈的效果取决于反馈模板 A . 因此, 利用 CNN 进行图像处理的关键是如何选取控

制模板 B 和反馈模板 A 中的参数.

由于 QuickBird 遥感影像的融合涉及到多光谱和全色两幅影像, 所以在利用 CNN 进行影像融合时要同时对两幅影像的像素进行处理, 故利用标准的 CNN 无法实现影像的融合, 为此, 引进如下的 CNN 动态方程^[6]:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{i,j} &= -x_{i,j} + \sum_{k,l \in S_r(i,j)} (a_{k,l} y_{i+k, j+l} + \\ &\quad b_{k,l} u_{i+k, j+l} + c_{k,l} v_{i+k, j+l}) + z_{i,j} \\ &= -x_{i,j} + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r (a_{k,l} y_{i+k, j+l} + \\ &\quad b_{k,l} u_{i+k, j+l} + c_{k,l} v_{i+k, j+l}) + z_{i,j} \end{aligned} \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$$

式中, $c_{k,l}$ 是 C 模板的模板系数, v_{ij} 是 CNN 的第二输入 (第一输入是 u_{ij}). 由状态方程 (4) 可知, 该 CNN 具有两个输入, 因此可以同时处理两幅图像. 相应的, 该 CNN 的模板形式如图 2 所示.

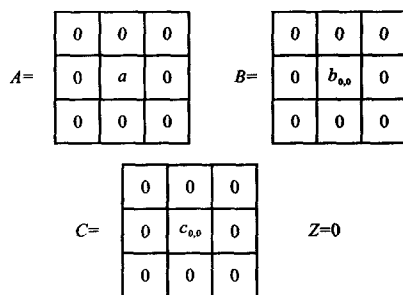


图2 具有两输入的 CNN 模板

图 2 中, $a \in (0, 1)$ 且 $b_{0,0}$ 和 $c_{0,0}$ 定义如下:

$$b_{0,0} = \begin{cases} 1-a & \text{if } u_{i,j} > g \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$c_{0,0} = \begin{cases} 1-a & \text{if } u_{i,j} \leq g \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

在 CNN 中, 由于其初态、输入和输出值的范围均为 $[-1, 1]$ (其中 -1 表示白色, 1 表示黑色), 因此在利用图 2 所示的模板对两幅影像进行融合处理之前, 需要做如下变换:

$$I_{cn}(:, :, i) = -2(:, :, i) / L_{\max} - 0.5 \quad i = 1, 2, 3 \quad (7)$$

式中, $I(:, :, i)$ ($i = 1, 2, 3$) 为原始的待处理影像的各个分量 (对于全色影像而言, 只有一个分量); $L_{\max}$ 为影像中最大的灰度级 (对于一幅 24 位彩色图像, 其分量 (8 位) 的最大灰度级为 $L_{\max} = 256 - 1 = 255$); $I_{cn}(:, :, i)$ ($i = 1, 2, 3$) 为变换后的图像的各分量.

4 实验结果与分析

为了验证本文提出的 QuickBird 遥感影像融合算

法的有效性,本文在 Matlab7.1 平台下进行了仿真实验。

图 3(a)所示为一幅我国北方某城市的 QuickBird 多光谱 (MultiSpectral, MS) 遥感影像,空间分辨率为 2.44 m;图 3(b)所示为同一实验区的 QuickBird 全色 (Panchromatic, Pan) 遥感影像,空间分辨率为 0.61 m。

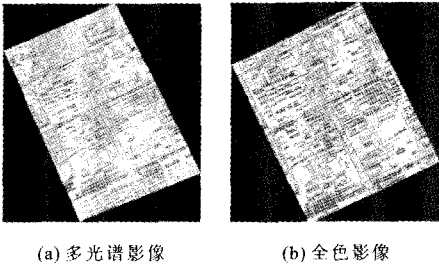
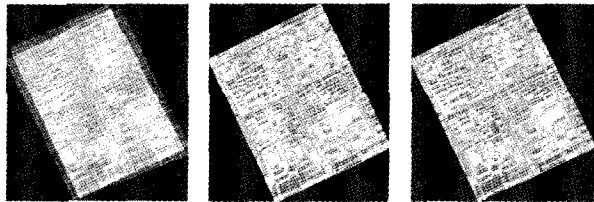


图 3 原始的 QuickBird 遥感影像。

图 4(a)~(c)分别为利用 HSI、PCA 和 CNN 进行 QuickBird 遥感影像融合的结果,其中 CNN 中的参数设置为: $a=0.5, g=0.35$ 。由图 4 可知,相对于其他两种传统的方法,采用 CNN 进行 QuickBird 影像融合取得了较好的视觉效果,即在提高全色影像分辨率的同时保持了其光谱信息。



(a) 基于 HSI 的融合结果 (b) 基于 PCA 的融合结果 (c) 基于 CNN 的融合结果

图 4 QuickBird 多光谱和全色遥感影像融合结果。

采用目视判断融合效果具有简单、直观等特点,但评价结果的主观性强,容易受判断者的影响。为此,采用下面的客观评价指标对基于 CNN 的影像融合效果做进一步的评价。

(1)均值 (Mean value, MV): MV 是指一幅图像中像素的灰度值的平均值, MV 越大,融合效果越好。 MV 定义如下^[7]:

$$MV = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j)$$

(8)

式中, $I(i, j)$ 为图像 I 中 (i, j) 处的灰度值, 图像的大小为 $M \times N$ 。

(2) 信息熵 (Information entropy, IE): 信息熵来自于信息论中的香伦 (Shannon) 定理, 是衡量图像中信息量大小的一个重要指标, IE 越大, 融合效果越好。 IE 的定义如下^[7-8]:

$$IE = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i$$

(9)

式中, P_i 是图像 I 中灰度值为 i 的像素数与总像素数的比率。

(3) 相关系数 (Correlation coefficient, CC): CC 是衡量两幅图像的相关程度的指标, CC 越大, 融合效果越好。 CC 的定义如下^[7]:

$$\text{corr}\left(\frac{A}{B}\right) = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))(x'_{i,j} - \mu(B))}{\sqrt{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))^2 (x'_{i,j} - \mu(B))^2}}$$

(10)

式中, A 和 B 为两幅图像, $x_{i,j}$ 和 $x'_{i,j}$ 分别为 A 和 B 中像素的灰度值, $\mu(A)$ 和 $\mu(B)$ 分别为两幅图像的灰度均值。

表 1 列出了三种算法融合 QuickBird 影像时的 MV、IE 和 CC。

表 1 三种算法融合 QuickBird 遥感影像的结果

融合方法	MV	IE	CC
HSI	98.507 9	4.845 3	0.776 8
PCA	103.676 3	4.995 3	0.902 6
CNN	105.465 4	5.132 4	0.912 3

由表 1 可知, 相对于其他两种方法, 采用 CNN 取得了较好的融合效果, 即融合后的影像信息量大、相关性强、亮度高。

5 结束语

本文提出了一种用于 QuickBird 多光谱和全色遥感影像融合的新方法, 基于细胞神经网络的方法。实验结果表明, 相对于其他两种融合算法, 基于 CNN 的方法取得了较好的融合效果, 即在提高 QuickBird 多光谱影像空间分辨率的同时保持了其光谱信息。不过, 在该算法中涉及到两个参数 a 和 g , 本文主要通过试探设置其值。因此下一步还要进一步研究如何针对具体的遥感影像自动获取 a 和 g 的值。

参考文献:

[1] Filippo Nencini, Andrea Garzelli, Stefano Baronti, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform [J]. Information Fusion, 2007(8): 143—156.

[2] Agüera F, Liu J G. Automatic greenhouse delineation from QuickBird and Ikonos satellite images [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009 (66): 191—200.

R2L 攻击类型的检测率特别低,因此,如何改善对 R2L 和 U2R 两种攻击类型的检测,是下一步的工作目标。

5 结束语

本文结合免疫学原理、多 Agent 技术和量子粒子群优化算法三种技术,融合三者优势并将其应用到入侵检测系统中,提高了系统的检测速度并降低了误检率。另与文献[10]中结果做出比较,证明本系统使用的检测方法取得一定的良好效果。但该系统还存在一些不足,如改善对 R2L 和 U2R 两种攻击类型的检测,引入量子行为的粒子群算法还存在陷入局部最优解的问题,等等,这些都是下一步展开的工作。

参考文献:

- [1] 李永忠,罗军生,孙彦. 基于移动 Agent 的智能化入侵检测系统结构研究[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(1): 296—301.
- [2] 毕战科,许胜礼. 入侵检测技术的研究现状及其发展[J]. 软件导刊, 2010 11(9): 152—155.
- [3] Jungwon Kim, Peter Bentley. Immune memory and gene library evolution in the dynamic clonal selection algorithm[J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2004, 5(4): 361—391.
- [4] Sun J, Xu W B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, USA: IEEE, 2004: 111—116.
- [5] 倪建成,李志蜀. 基于免疫原理的多代理网格入侵检测系统体系结构研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(2): 705—708.
- [6] 段富,苏同芬. 免疫粒子群算法的改进及应用[J]. 计算机应用, 2010(7): 1883—1884.
- [7] 王汝山,李永忠. 基于半监督学习的入侵检测算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(10): 25—29.
- [8] Dasgupta D, Majumdar N S. MILA—multilevel immune learning algorithm[C]// Proc of the Genetic and Evolutionary Computation, USA, Memphis, 2006: 183—194.
- [9] KDD Cup 1999 Data. Irvine, CA(USA). Information and computer science[M]. California: University of California, 1999.
- [10] 刘衍珩,田大新,余雪岗,等. 基于分布式学习的大规模网络入侵检测算法[J]. 软件学报, 2008, 19(4): 993—1003.

作者简介:

- 李正洁** 女, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为网络与信息安全;
- 李永忠** 男, (1961—), 教授, 硕士生导师. 研究方向为网络安全、计算机应用、藏文信息处理;
- 徐磊** 男, (1986—), 硕士研究生. 研究方向为计算智能.

(上接第 93 页)

- [3] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory and applications[J]. IEEE trans. circuits and system, 1988(35): 1257—1290.
- [4] Chua L O. CNN: a vision of complex[J]. Int. J. bifurcation and chaos, 1997, 7(10): 2219—2425.
- [5] Chua L O, Roska T. Cellular neural networks and visual computing[M]. London: Cambridge Press, 2002: 52—66.
- [6] Cai H, Min L Q. A kind of two-input CNN with application[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2005, 15(12): 4007—4011.
- [7] Yang X H, Jiao L C. Fusion algorithm for remote sensing images based on nonsubsampled contour transform[J]. ACTA Automatic Sinica, 2008(34): 274—281.
- [8] 邢素霞,吴静珠,陈天华. 图像融合质量评价方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(6): 157—159.

作者简介:

- 张文娟** 女, (1978—), 硕士, 讲师. 研究方向为图像处理与模式识别.
- 康家银** 男, (1974—), 博士, 讲师. 研究方向为图像处理、模式识别、机器学习.