

# Application Study on Remote Sensing Classification Based on RBF Network and Spectral Indexes

Sanjun Huang<sup>1</sup>, Yingying Hao<sup>1</sup>, Xiaobo Luo<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>College of Computer, Chongqing University of Post Technical College, Chongqing

<sup>2</sup>College of Resources and Environment, Southwest University, Chongqing

Email: [luoxb@cqupt.edu.cn](mailto:luoxb@cqupt.edu.cn)

Received: Oct. 23<sup>rd</sup>, 2014; revised: Nov. 17<sup>th</sup>, 2014; accepted: Nov. 26<sup>th</sup>, 2014

Copyright © 2014 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

---

## Abstract

In this paper, spectral indexes NDWI, NDVI, NDBI were inverted from TM images as the key auxiliary information in the classification of city land use. On this basis, the city remote sensing classification model was put forward based on RBF network and the normalized indexes. Finally, taking the Sichuan Nanchong city as the study area, using TM image as data source, the city classification model proposed in this paper was experimented. The experimental results show that RBF network has a certain advantage in the integration of learning parameters. The overall accuracy using RBF neural network and the surface indexes can reach to 95.02%, which is improved by 7.05 percentage points than only using the band information.

## Keywords

RBF Neural Network, Spectral Index, Urban Land Use, Classification

---

# 结合RBF网络与光谱指数的遥感分类应用研究

黄三军<sup>1</sup>, 郝莹莹<sup>1</sup>, 罗小波<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>重庆邮电大学计算机学院, 重庆

<sup>2</sup>西南大学资源环境学院, 重庆

Email: [luoxb@cqupt.edu.cn](mailto:luoxb@cqupt.edu.cn)

收稿日期：2014年10月23日；修回日期：2014年11月17日；录用日期：2014年11月26日

## 摘要

本文基于光谱波段信息，提取NDWI、NDVI、NDBI三种归一化指数，作为城市地区土地利用分类的关键辅助信息。在此基础上，提出基于RBF网络与归一化指数的城市遥感分类模型。最后，以四川南充市为研究区域，以TM影像为数据源，对本文提出的城市地区分类模型进行了分类实验。实验结果表明，RBF在融合地学参数方面具有一定的优势，基于RBF神经网络与地表指数进行分类，能获得95.02%的较为理想的总体分类精度，比单纯利用波段信息进行分类其精度提高了7.05个百分点。

## 关键词

RBF神经网络，光谱指数，城市土地利用，分类

## 1. 引言

随着遥感技术的不断发展，遥感影像分类作为遥感技术应用的一个重要环节，在专题信息提取、动态变化监测、专题制图等领域发挥着日益重要的作用。目前已有很多分类算法被广泛地应用，包括神经网络、专家系统、支持向量机[1]-[4]等。其中神经网络算法无需数据分布的先验知识，具有容错性好、适应性强等特点，能够方便地结合不同类别的数据且对噪声容忍度强[5]-[9]。RBF(Radial basis function)神经网络是参数化的统计分布模型与非参数化线性感知器模型相结合的一种前向神经网络，在遥感影像分类中得到了广泛的研究与应用[10]-[13]。相对于BP神经网络而言，RBF神经网络具有学习速度快、不易陷于局部极小等优点[10] [13]。

另一方面，许多学者综合利用地物的原始光谱特征与纹理特征[14]，以及形状特征等[15] [16]进行分类，取得了较好的效果。吴田军等为了构建一套基于先验知识的遥感影像全自动分类流程，将空间信息挖掘技术引入到遥感信息提取过程中提出一种面向遥感影像对象级分类的样本自动选择方法[17]。夏列钢等在土地覆盖信息自动解译应用中建立了基于图谱先验知识的管理与运用机制以实现自动化，采用机器学习算法提升智能化程度，并以自适应迭代控制模型使结果精度向最优逼近[18]。针对多源遥感数据分类的需要，刘培等提出了一种基于全极化影像、极化相干矩阵特征、光学遥感影像光谱和纹理的多种特征融合和多分类器集成的遥感影像分类新方法[19]。

但是，目前针对城市区域的土地利用分类算法研究中，主要利用地物的原始光谱特征与纹理特征，以及形状特征等，极少利用具有物理指示意义的光谱指数，限制了复杂地区分类精度。对于城市地区而言，地物类别复杂、空间分布离散，同物异谱、异物同谱现象严重。本文主要针对此问题，结合RB神经网络与归一化光谱指数，建立城市地区RBF神经网络遥感分类模型，提高城市区域遥感分类精度。

## 2. 研究方法

### 2.1 数据预处理与光谱指数反演

实验数据为TM 5影像，获取时间为2010年5月23日。波段1-5，7为可见光近红外波段，空间分辨率为30 m；TM 6为热红外波段，分辨率为120 m。另外研究中还参考利用了土地利用现状图、QuickBird等辅助数据。数据预处理主要在ENVI 4.3里完成。首先对原始数据进行镶嵌拼接、裁剪等处理，获得研究区原始数据。然后对TM1-5与TM7光学波段进行辐射定标，并利用ENVI

的 FLAASH 进行大气校正, 得到光学波段地表反射率。最后, 选取 42 个道路交叉口、河流拐弯和交汇处等同名地物点作为控制点, 进行多项式几何精校正, 输出像元大小为 30 m, 精度小于 1 个像元。

NDVI 表示归一化植被指数, 可以较为准确地反映植被覆盖信息, 是使用最为广泛的指数, NDVI 指数可以通过以下公式[21]获得:

$$\text{NDVI} = \frac{(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}})}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}} \quad (1)$$

NDBI 是查勇等在仿归一化植被指数基础上提出的, 它可以较为准确地反映建筑用地信息, 数值越大表明建筑用地比例越大, 建筑密度越高[21]。其表达式为:

$$\text{NDBI} = \frac{\rho_{\text{MIR}} - \rho_{\text{NIR}}}{\rho_{\text{MIR}} + \rho_{\text{NIR}}} \quad (2)$$

McFeeters 利用水体反射在绿光波段和近红外波段的反差构建了归一化水体指数 NDWI (Normalized Difference Water Index), 其公式为[21]:

$$\text{NDWI} = \frac{\rho_{\text{G}} - \rho_{\text{NIR}}}{\rho_{\text{G}} + \rho_{\text{NIR}}} \quad (3)$$

在上述公式(1)~(3)中,  $\rho_{\text{G}}$ 、 $\rho_{\text{R}}$ 、 $\rho_{\text{NIR}}$ 、 $\rho_{\text{MIR}}$  分别表示绿光波段、红外波段、近红外波段与中红外波段的地表反射率, 对于 TM 影像而言, 分别表示波段 TM 2、TM 3、TM 4、TM 5 的地表反射率。

## 2.2. RBF 网络学习算法

RBF 神经网络学习算法主要包括三个步骤: 用非监督方法确定 RBF 的中心; 根据已经确定的 RBF 的中心, 计算 RBF 宽度; 确定中间层与输出层之间的连接权值[12]-[15]。针对 RBF 神经网络学习算法的问题, 并结合城市遥感分类的实际应用, 本文提出的 RBF 学习算法如下:

(1) 输入非监督样本集  $X = \{x_i, i = 0, 1, \dots, P-1\}$ , 利用竞争学习算法对隐层中心进行迭代训练[20], 具体如下:

$$\begin{aligned} j^* &= \arg \left[ \min (\|x - c_j(t)\|) \right], \quad j = 0, 1, \dots, Q-1 \\ c_j(t+1) &= c_j(t) + \frac{a_0}{(1+t/T_1)} * [x - c_j(t)], \quad j = j^* \end{aligned} \quad (4)$$

上式中,  $j^*$  为获胜节点编号,  $\arg [\min (*)]$  为获取最小距离节点编号,  $\|*\|$  表示欧式距离,  $t$  为迭代次数,  $T_1$  为总的迭代次数,  $a_0$  为聚类过程的初始学习率,  $\Delta c_j$  与  $\varepsilon_1$  分别为前后两次迭代 RBF 中心的变化及误差阈值。

(2) 计算 RBF 宽度  $\sigma_j$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{M} \sum_{x \in \theta_j} (x - c_j)^T (x - c_j) \quad (5)$$

上式中,  $\theta_j$  表示第  $j$  类,  $M$  为归属于  $\theta_j$  的样本数。

(3) 加载训练样本  $x$  与类别信息  $T$ , 采用梯度下降法训练 RBF 层与输出层之间的连接权值[15], 其表达式分别如下:

$$O_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2K\sigma_j^2}\right),$$

$$O_k = \sum_{j=0}^{N-1} W_{jk} O_j, \quad (6)$$

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \frac{\eta_0}{(1+t/T_2)} \cdot (O_k - T_k) \cdot O_j.$$

上式中,  $O_j$  为隐层节点  $j$  的输出;  $O_k$  为输出节点  $k$  的实际输出,  $T_k$  为输出节点的理想输出,  $W_{kj}$  为输出层节点  $k$  与隐层节点  $j$  之间的连接权值;  $\eta_0$  为初始学习率,  $K$  为平衡因子,  $t$  为迭代次数,  $T_2$  为总的迭代次数,  $\eta_0$  为 RBF 聚类过程的初始学习率,  $\Delta W_{jk}$  与  $\varepsilon_2$  分别为前后两次迭代 RBF 中心的变化及误差阈值。

### 2.3. 基于 RBF 网络与光谱指数的遥感分类模型

基于上述 RBF 学习算法, 针对城市地区的遥感影像分类具体应用, 提出以下城市区域遥感影像分类模型, 城市地区 RBF 神经网络遥感分类模型主要包括以下几个步骤:

(1) 对 TM 影像进行大气校正后, 提取归一化指数 NDWI、NDVI、NDBI, 并与原始影像的 6 个光学波段反射率, 一共 9 个特征作为网络的输入。

(2) 选取监督训练样本, 并利用均值、方差的方式, 对训练样本进行预处理。

(3) 输入监督训练样本, 用 RBF 学习算法对网络进行训练: 利用最大最小法初始化 RBF 中心; 利用竞争学习算法对 RBF 中心进行非监督训练; 根据已经确定的 RBF 中心, 按样本归属中心的平均距离确定 RBF 宽度; 用梯度下降法训练 RBF 层与输出层之间的连接权值。

(4) 利用训练稳定的 RBF 神经网络对待分像元进行分类, 获得分类影像, 并进行精度评价。

## 3. 实验结果与分析

本文选择中国四川省南充市绕城高速公路的区域, 即主城核心区及其周边快速扩展区作为研究区, 其具体地理位置见图 1。研究区位于北纬 30.72~30.86, 东经 106.03~106.19 之间, 南北长约 14.19 km, 东西宽约 16.41 km, 面积 232.85 km<sup>2</sup>。最大高程 489 m, 最低高程 221 m, 平均高程 278 m。嘉陵江大致从南北方向穿过市区, 受地形和河流的自然分隔, 形成分片的多中心、组团式结构。

根据研究区 Quick Bird 影像等辅助数据, 将研究区地物覆盖类型确定为 7 类, 即水体、城区、新建城区、裸地、耕地、林地、菜地。从原始影像上选取 5046 个训练样本, 训练样本具有典型性、代表性, 并能反映实际地物的分布情况。城区、新建城区、裸地的光谱特征比较接近, 特别是新建城区与裸地的光谱特征非常相似, 耕地、菜地与林地的光谱分布较为接近。同时, 反演得到研究区三个归一化指数 NDWI、NDVI、NDBI。三个指数差异较大, 能较好地反映城市土地利用类型的变化。与原始光谱值相比, 指数能更好地将城市区域的土地利用类型区分开来。

当同时利用光谱信息与指数信息时, 输入特征包括 TM 1~TM 5、TM 7、NDWI、NDVI、NDBI 共 9 个特征, 网络的输入层节点数为 9; 以同样的方法, RBF 节点数设置为 25, 网络结构为 9-25-7。训练 RBF 中心的迭代次数和学习率分别设置为 2000 和 0.15, 训练输出层权值迭代次数和学习率分别设置为 3000 和 0.1。利用相同的训练样本对 RBF 网络进行训练, 用训练稳定的 RBF 网络对原始遥感影像进行分类, 其分类结果如图 2 所示。

从原始图象上精心选取 3182 个类别已知的测试样本, 每一类地物的测试样本都在 500 左右。表 1 是用 TM 1~TM 5、TM 7、NDWI、NDVI、NDBI 共 9 个特征作为 RBF 网络的输入时的结果。

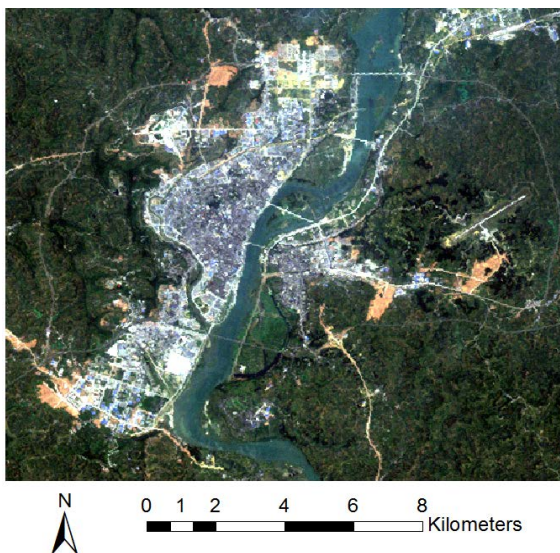


Figure 1. The false-color image of study area (R = TM 3, G = TM 2, B = TM 1)

图 1. 研究区假彩色合成图(R = TM 3, G = TM 2, B = TM 1)

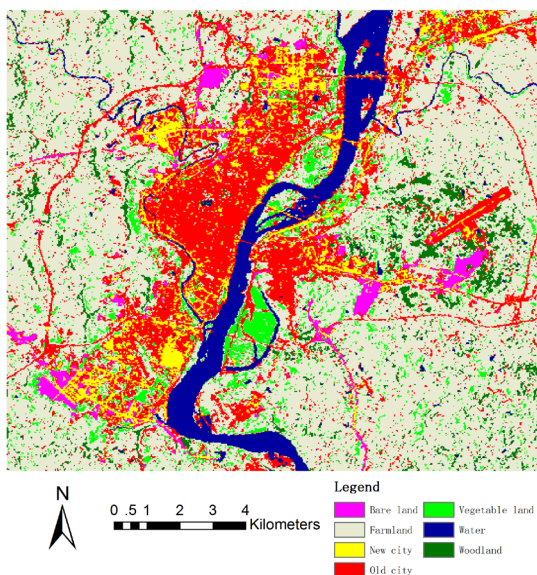


Figure 2. The classification result based on RBF Networks and normalized indexes

图 2. 结合光谱指数与 RBF 网络的分类结果

从表 2 可以看出, 当增加三个归一化指数 NDWI、NDVI、NDBI 作为 RBF 网络的输入时, 其分类总精度提高到 95.02%, 提高了 7.05 个百分点。并且每一类地物的分类精度都较高。其中, 较容易混分、误分的裸地、新城、老城区三类地物的分类精度分别为 95.38%、92.54%、93.28%。水体的分类精度最高, 为 99.09%。总之, 增加具有物理指示意义的光谱归一化指数作为城市地区 RBF 网络的输入时, 可以在一定程度上提高分类精度。特别是对于原始波段特征比较接近的裸地与城市等地物, 归一化指数有较好的增加相互之间差异的作用。因此, 基于 RBF 神经网络学习算法, 并增加归一化指数作为输入的遥感分类模型, 对于地物类别复杂、空间分布离散的城市地区, 可以获得较高的分类精度。

**Table 1.** The classification confusion matrix based on RBF Networks and spectrum indexes (Overall Accuracy = 95.02%, Kappa Coefficient = 0.94)**表 1.** 基于 RBF 网络与光谱指数的分类误差矩阵(总精度 = 95.02%, Kappa 系数 = 0.94)

分类结果	参考数据						
	裸地	新城区	老城区	水体	林地	农田	植被
裸地	495	15	11	0	1	1	0
新城区	12	496	13	0	0	2	1
老城区	8	19	541	1	4	5	4
水体	1	0	2	542	0	0	0
林地	2	2	7	1	502	6	7
农田	1	3	4	3	8	519	21
植被	0	1	2	0	5	15	495
生产者精度 (%)	95.38	92.54	93.28	99.09	96.54	94.71	93.75

**Table 2.** The classification accuracy comparison using different input**表 2.** 利用不同输入的分类精度比较

	总体精度	Kappa 系数
仅仅利用波段信息	87.97%	0.86
利用波段与光谱指数	95.02%	0.94

#### 4. 结论

本文针对城市地区地物类型复杂、光谱特征难以有效区分各地物类别的问题, 基于光谱波段信息, 提取 NDWI、NDVI、NDBI 三种归一化指数, 作为城市地区土地利用分类的关键辅助信息。在此基础上, 提出基于 RBF 网络与归一化指数的城市遥感分类模型。以 TM 影像为数据源的实验表明, 结合归一化指数与 RBF 网络的城市遥感分类模型, 可以有效减少裸地与城市、林地与耕地等光谱相似地物的误分、错分情况, 能获得 95.02% 的较为理想的总体分类精度, 比单纯利用波段信息进行分类其精度提高了 5.05 个百分点。实验也表明, 在城市遥感分类中, RBF 神经网络比最大似然法等传统方法在融合植被指数、建筑指数等地学参数方面具有较大的优势。

#### 基金项目

本文的研究工作受到重庆市自然科学基金项目(cstc2011jjA20005), 中国博士后基金(2011M501377), 重庆市博士后特别资助(XM20120019)资助。

#### 参考文献 (References)

- [1] Pasolli, E., Farid, M. and Tuia, D. (2014) SVM active learning approach for image classification using spatial information. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **52**, 2217-2223.
- [2] Zhang, R., Sun, D.L. and Li, S.M. (2013) A stepwise cloud shadow detection approach combining geometry determination and SVM classification for MODIS data. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 211-226.
- [3] Andreas, B., Uwe, W. and Stefan, H. (2012) Classification in high dimensional feature spaces assessment using SVM, IVM and RVM with focus on simulated EnMAP data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **5**, 436-443.
- [4] Du, P.J., Tan, K. and Xing, X.S. (2010) Wavelet SVM in Reproducing Kernel Hilbert Space for hyper spectral remote

- sensing image classification. *Optics Communications*, **283**, 4978-4984.
- [5] Chen, S.J., Hu, Y.H. and Sun, D.J. (2014) Classification of hyper spectral remote sensing image based on nonlinear kernel mapping and artificial immune network. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, **33**, 289-296.
- [6] Xu, J.B., Song, L.S. and Zhong, D.F. (2013) Remote sensing image classification based on a modified self-organizing neural network with a priori knowledge. *Sensors and Transducers*, **153**, 29-36.
- [7] Han, M., Zhu, X.R. and Yao, W. (2012) Remote sensing image classification based on neural network ensemble algorithm. *Neurocomputing*, **78**, 133-138.
- [8] Luo, K., Luo, X. and Feng, Z.K. (2008) Application of SOFM neural network in classification of remote sensing images. *Journal of Beijing Forestry University*, **30**, 73-77.
- [9] Solares, C. and Sanz, A.M. (2005) Bayesian network classifiers. An application to remote sensing image classification. *WSEAS Transactions on Systems*, **4**, 343-348.
- [10] Tan, K. and Du, P.-J. (2013) Hyperspectral remote sensing image classification based on radical basis function neural network. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, **28**, 2009-2013.
- [11] Luo, J.C., Ming, D.P. and Shen, Z.F. (2005) Elliptical basis function network for classification of remote-sensing images. *Journal of Data Acquisition and Processing*, **20**, 8-12.
- [12] Bruzzone, L. and Prieto, D.F. (1999) Technique for the selection of kernel-function parameters in RBF neural networks for classification of remote-sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **37**, 1179-1184.
- [13] Foody, G.M. (2004) Supervised image classification by MLP and RBF neural networks with and without an exhaustively defined set of classes. *International Journal of Remote Sensing*, **2**, 3091-3104.
- [14] Su, W., Li, J. and Chen, Y.H. (2008) Textural and local spatial statistics for the object-oriented classification of urban areas using high resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, **29**, 3105-3117.
- [15] Aguilar, M.A., Saldaña, M.M. and Aguilar, F.J. (2013) GeoEye-1 and WorldView-2 pan-sharpened imagery for object-based classification in urban environments. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 2583-2606.
- [16] De Pinho, C.M.D. and Fonseca L.M.G. (2012) Land-cover classification of an intra-urban environment using high-resolution images and object-based image analysis. *International Journal of Remote Sensing*, **33**, 5973-5995.
- [17] 吴田军, 骆剑承, 夏列钢 (2014) 等迁移学习支持下的遥感影像对象级分类样本自动选择方法. *测绘学报*, **43**, 908-916.
- [18] 夏列钢, 骆剑承, 王卫红 (2014) 遥感信息图谱支持的土地覆盖自动分类. *遥感学报*, **18**, 796-893.
- [19] 刘培, 杜培军, 谭琨 (2014) 一种基于集成学习和特征融合的遥感影像分类新方法. *红外与毫米波*, **33**, 311-317.
- [20] Luo, X.B., Liu, Q.H. and Liu, Q. (2012) Research on remote sensing classification based on improved Kohonen neural network. *2nd International Conference on Computer Engineering and Technology*, **4**, 545-547.
- [21] Luo, X.B. and Li, W.S. (2014) Scale effect analysis of the relationships between urban heat island and impact factors: Case study in Chongqing. *Journal of Applied Remote Sensing*, **8**, 084995.