

基于稀疏流形学习的 SAR 图像识别

王 伟, 毕笃彦, 熊 磊, 田 乐, 张 齐

(空军工程大学工程学院, 陕西西安 710038)

摘 要: 稀疏性是 SAR 图像的一个显著特征, 而且 SAR 图像存储模式的维数很高, 要对其进行识别存在很多困难. 为了解决上述问题, 提出一种基于稀疏流形学习的 SAR 图像识别方法. 首先进行图像增强, 以保持目标的边缘结构信息; 其次利用样本协方差矩阵的谱范数确定能得出数据低维流形的最少数据点数; 再利用拉普拉斯特征值映射 (LE) 的核化方法计算样本外点的低维嵌入; 最后采用 KNR 分类器进行识别. MSTAR 仿真实验证明了其可行性, 并与其它识别方法进行比较, 验证了其优越性.

关键词: 合成孔径雷达; 稀疏流形学习; 图像识别; 样本外点; 低维嵌入

中图分类号: TP957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 11-2540-05

SAR Image Recognition Based on Sparse Manifold Learning

WANG Wei, BI Du-yan, XIONG Lei, TIAN Le, ZHANG Qi

(Institute of Engineering, University of Air Force Engineering, Xi'an, Shaanxi 710038, China)

Abstract: Sparsity is a remarkable character of Synthetic Aperture Radar (SAR) image and its dimension of storage is high, so the recognition of SAR image is very difficult. In order to solve the problem, an algorithm of SAR image recognition based on sparse manifold learning is proposed. Firstly the image was enhanced in order to preserve the edge information of the objective; The second step was determining the least number of points which can get the integrate low-dimensional manifold by the spectrum of the sample covariance matrix; then utilized kernel extending of Laplacian Embedding (LE) to get the low-dimensional coordinates of the out-of-sample, at last SAR images were recognized by Kernel-based Nonlinear Representor (KNR). Experimental results on MSTAR show its feasibility and superiority by comparing with other methods.

Key words: synthetic aperture radar; sparse manifold learning; image recognition; out-of-sample; low-dimensional embedding

1 引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 是一种工作在微波波段的主动式相干成像雷达^[1]. SAR 具有全天候、远距离、可侧视成像等优点并能在恶劣的环境下以很高的分辨率 (目前已达 0.1m) 提供详细的地面测绘资料和图像, 因此在高科技军事战争中承担了及时、准确地获取军事信息的重大任务. 但与光学图像相比, SAR 图像视觉可读性较差, 使得 SAR 图像信息处理非常困难. 因此, 如何对 SAR 图像数据做出快速而准确的解译是目前迫切需要解决的一个难题^[2,3].

基于模板匹配、基于模型和基于核的分类技术是 3 种主要的 SAR 图像识别方法. 但是这些方法都是基于一定的特征, 而 SAR 图像因受到其自身固有的相干斑噪声的影响, 图像呈现随机分布的斑点状强噪声, 致使图像的特征提取和识别受到严重影响. 所以对其进行特

征提取一方面比较困难, 另外会丢失部分特征, 从而造成识别上的误差.

SAR 图像区别于一般的光学图像, 除了具有相干斑噪声外, 另一个显著特征就是强散射中心 (往往对应于感兴趣的目標) 的稀疏性^[4]. 目標图像太稀疏以至于很多参数估计算法不能有效运行. 基于 SAR 图像的相似性, 如果把对图像的重构和分类识别信息看成是嵌入在一个低维子空间中, 那么把既可以处理大量高维数据又在表示数据集内在几何结构上占很大优势的流形学习应用于 SAR 图像识别不失为一个解决上述问题的有效方法. 但流形学习一般过于复杂, 计算量也大, 所以如果用较少的样本就能得到数据的低维坐标不仅可以降低计算复杂度, 还可以节省存储空间.

流形学习的本质是将一个高维空间非线性地映射到低维空间, 通常这种映射都没有固定的表达式. 所以当出现一个新样本时, 就要把之前所有的训练样本再次

运行一遍流形算法,而且每重新运行一次,就相当于抛弃了之前的结果,这不会耗费巨大的计算代价,从实用角度来说也是不可取的.这就涉及到样本外点的学习问题,也称泛化能力问题^[5].目前已有一些解决该问题的办法,比如 Charing 方法^[6]、流形学习方法的线性化^[7]、核化^[8]和张量化^[9]等.

针对上述问题,本文提出一种基于稀疏流形学习的 SAR 图像识别方法.首先对图像进行预处理,以保持目标的边缘结构信息.利用样本协方差矩阵的谱范数确定能得出数据低维流形的最少数据点数,然后利用拉普拉斯特征值映射(LE)的核化方法计算样本外点的低维嵌入,最后采用 KNR 分类器进行识别.

2 图像预处理

SAR 图像由于受到自身固有的相干斑噪声的影响,图像呈现随机分布的斑点状强噪声,致使图像的特征提取和识别受到严重影响.经过相干斑抑制后,SAR 图像中目标边缘会出现模糊,而边缘轮廓含有大量信息,流形方法也需要保持图像的完整结构信息,因此本文预处理旨在去除相干斑噪声的同时,有效的保持边缘结构性息.

目前关于相干斑抑制的方法主要有 Lee 滤波、Kuan 滤波等自适应滤波方法和基于各向异性扩散的偏微分方程法.这些方法均力求在抑制相干斑噪声和保护边缘之间作较好的平衡.比如 Lee 滤波在一定程度上可以保护目标区的边缘,但在相干斑抑制上的效果不佳;而各向异性扩散的相干斑抑制(SRAD)方法则有较强的相干斑抑制能力但是对目标边缘区平滑程度过大,使图像的目标边缘变得模糊^[10].为了兼顾好这两方面,以便更好的实施后续算法,本文采用一种改进的基于各向异性微分的方法(ISRAD)对图像进行增强,该方法在梯度方向和与梯度垂直方向构造了两个扩散系数分布函数.在非目标区域,各方向扩散程度相同,对相干斑噪声具有较好的抑制效果;在目标边缘区域,梯度方向不做平滑,以保护和增强边缘,而在垂直于梯度方向有较大的平滑,突出边缘轮廓^[11].

以 I_0 表示一幅灰度图像,灰度值为 $I_0(x, y)$. η 表示图像梯度方向的单位向量, ξ 表示与梯度方向垂直的单位向量,即 $\eta = \frac{[I_x, I_y]^T}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}}$, $\xi = \frac{[-I_y, I_x]^T}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}}$, 各向异性微分的动态偏微分方程构造如下:

$$\begin{cases} \partial I / \partial t = c_1(|\nabla I|) I_{\xi\xi} + c_2(|\nabla I|) I_{\eta\eta} + \delta(x, y)(g - I) \\ I|_{t=0} = g \end{cases} \quad (1)$$

其中, I 为处理过程中图像, ∇I 是图像的梯度场; g 为

第一帧图像; c_1 为图像梯度方向系数分布函数, c_2 为垂直于梯度方向系数分布函数, c_1, c_2 分别用来控制在梯度方向和梯度垂直方向上的处理效果. δ 是用来平衡数据拟合和噪声抑制的正则化参数, δ 较大时,处理后图像保持了原图像的细节信息,但噪声抑制效果减弱; δ 较小时,处理图像具有较高的光滑性,但会造成边缘模糊和细节的丢失.本文用有限差分法来求解模型.仿真实验验证了该方法的有效性.

3 基于稀疏流形的 SAR 图像识别方法

假设数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $x_i \in R^m$, X 的低维嵌入坐标 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, $y_i \in R^d$ ($d < m$).

3.1 确定能得出数据低维流形的最少数据点数

对于数据集 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 数据的低维流形并非随着数据的不断输入而得到更加精确的低维描述,当数据点到一定数量时,低维流形就不再有较大的变化.换句话说,就是在 LE 方法中,特征矢量和特征值最终都会收敛到一点^[12].既然用少量的训练数据就可以得到近似的低维嵌入,而且 SAR 图像相对来说数据量比较少,所以如果在运行算法之前就确定这个数据点数,就可以减少很多计算量.因为协方差矩阵 S 和特征值以及特征矢量之间存在如下关系:

$$S = V \Sigma V^T \quad (2)$$

其中 Σ 是由特征值 λ_i 构成的对角矩阵,特征矢量 v_i 构成 V 的列向量^[13].所以随着数据点的增加,协方差矩阵之间的误差也会逐渐变小.

具体步骤为先计算所有数据的协方差矩阵

$$S(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (3)$$

其中 \bar{x} 是 n 个数据 x_1, x_2, \dots, x_n 的均值矢量.再随机选取 k 个数据进行训练,计算出训练集的协方差矩阵

$$S(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}_k)(x_i - \bar{x}_k)^T \quad (4)$$

其中 \bar{x}_k 是 x_1, x_2, \dots, x_k , $k < n$ 的均值矢量.求出两个协方差矩阵的谱范数 $\rho(n) = \sqrt{\lambda_n}$ 和 $\rho(k) = \sqrt{\lambda_k}$, 其中 λ_n, λ_k 分别为 $S(n)^T S(n)$ 和 $S(k)^T S(k)$ 的最大特征值.比较两个谱范数 $e_n = \|\rho(n) - \rho(k)\|$, 则所求最少数据点数为 $n^* = \arg \min e_n$.

3.2 计算数据的低维嵌入

为了提高流形学习的泛化能力,本文采用 LE 算法^[14]的核化方法计算数据的低维坐标. LE 算法是目前流形学习的典型方法之一,它把问题转化为求解特征值问题,不需要迭代,因此速度很快,而且当出现样本外点时,它的鲁棒性特别好.

3.2.1 LE 算法的计算步骤

(1) 构建近邻图 G . 定义一个包含所有样本点的图 G , 如果样本点 i 和 j 是近邻, 则它们之间有邻接边. 本文采用 ϵ -ball 标准确定近邻点, 即如果点 i 和 j 之间的欧式距离 $\|x_i - x_j\| < \epsilon$, 则点 i 和 j 有边连接, 与样本点 i 相连接的点都是其近邻点.

(2) 近邻点赋权. 本文采用热核函数定义权值. 即如果点 i 和 j 有边连接, 则其权值为 $W_{ij} = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{t})$, 其中 t 是一个调节参数; 否则 $W_{ij} = 0$.

(3) 特征映射. 对图 G , 用低维坐标表示 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, $y_i \in R^d$, 极小化代价函数

$$\min_Y \sum_i \sum_j W_{ij} \|y_i - y_j\|^2 = \text{tr}(Y^T LY) \quad (5)$$

其中 L 是图 G 的拉普拉斯矩阵, $L = D - W$, D 是正定对角矩阵, $D_{ii} = \sum_j W_{ij}$, W_{ij} 是权值.

由 Rayleitz-Riz 定理可知, 上述最优化问题最终可以归结为求解下面的广义特征值问题

$$LY = \lambda DY \quad (6)$$

映射结果 Y 由广义特征方程(6)中 d 个最小特征值对应的特征向量组成.

3.2.2 核化 LE 方法

假设已经得出训练集的低维嵌入. 构造连续归一化核函数^[15]:

$$\tilde{K}(a, b) = \frac{1}{n} \frac{K(a, b)}{\sqrt{E_x[K(a, x)]E_x[K(b, x')]} \quad (7)$$

其中期望值 $E_x[K(a, x)]$ 由经验数据得到. 把式(7)引入 LE 算法, 则目标函数将转化为

$$\begin{aligned} A &= \arg \min_{A^T \tilde{K} A = nI} \sum_{i \neq j} \|A^T \tilde{K}_i - A^T \tilde{K}_j\|^2 \\ &= \arg \min_{A^T \tilde{K} A = nI} \text{tr}\{A^T \tilde{K} D \tilde{K}^T A\} \end{aligned} \quad (8)$$

经过几何变换可知, 式(8)的解即样本外点的低维嵌入可通过求解(6)式得到.

3.3 用 KNR 分类器对目标进行识别

采用核非线性分类器 KNR (Kernel-based Nonlinear Representer)^[16] 实现目标分类. KNR 是从函数逼近的角度出发设计的一种具有最优泛化能力的核非线性分类器, 它是由所有的训练样本设定, 用该分类器可以更凸显稀疏流形学习的优势^[17]. 类别 c 对应的 KNR 判别式如下:

$$f^{(c)}(x) = \sum_{i=1}^n a_{R,i}^{(c)} K(x, x_i) \quad (9)$$

其中 $a_R^{(c)} = [a_{R,1}^{(c)}, a_{R,2}^{(c)}, \dots, a_{R,M}^{(c)}]^T$, $M < n$ 为系数矢量, 式中 $K = TT^*$, $K_{ij} = K(x_i, x_j)$, $i, j = 1, 2, \dots, M$ 为核矩阵, 由训练样本学习得到. 核函数一般采用高斯核, 即 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2/\beta^2)$, β 是常数. T 是一

个线性算子, T^* 是 T 的共伴算子. 对于未知类别的样本 x , 分别输入到 KNR 判别式进行计算, 并将其判为输出最大的 KNR 对应的类别.

综上所述, 基于稀疏流形学习的 SAR 图像识别算法可归结为下列步骤:

(1) 求出样本协方差矩阵, 使其谱范数误差最小, 从而得出能得到数据低维流形的最少数据点数 $n^* = \arg \min \|\rho(n) - \rho(k)\|$.

(2) 构造核函数 $\tilde{K}(a, b) = \frac{1}{n} \frac{K(a, b)}{\sqrt{E_x[K(a, x)]E_x[K(b, x')]}}$, 求解广义特征方程 $LY = \lambda DY$, 其特征矢量的集合 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, $y_i \in R^d$ 就是样本外点的低维嵌入坐标, 其中 y_i 为广义特征方程(6)中 d 个最小特征值对应的特征向量.

(3) 用 KNR 分类器对 SAR 图像进行识别.

4 仿真实验

本文利用美国 DARPA/AFRL MSTAR 工作组提供的实测 SAR 地面静止目标数据对所提算法进行仿真, 该数据中目标图像大小为 128×128 . 识别目标是主战坦克(T72sn_132)和装甲车(BTR70sn_c71)的 SAR 图像. 训练样本是 SAR 在俯仰角为 17° 时对目标的成像数据, 测试样本是 SAR 在俯仰角为 15° 时对目标的成像数据, 包括 2 类 4 个型号, 其中 T72 增加 2 个型号: T72sn_812 和 T72sn_S7, 目的是检验算法的有效性和推广性. 由于 SAR 对目标成像方位的敏感性, 每类目标需有多幅图像与其相对应, 以确保目标识别的准确性. MSTAR 数据中每类目标像的方位覆盖范围均为 $0^\circ - 360^\circ$, 间隔 1° . 训练样本和测试样本的个数见表 1.

表 1 训练样本、测试样本种类及样本数

训练样本 (17°)	样本数 (幅)	测试样本 (15°)	样本数 (幅)
T72sn_132	300	T72sn_132	180
BTR70sn_c71	300	T72sn_812	180
		T72sn_S7	180
		BTR70sn_c71	180

首先对图像进行预处理. 分别采用 Lee 滤波方法、SRAD 方法和 ISRAD 方法进行处理, 结果如下:

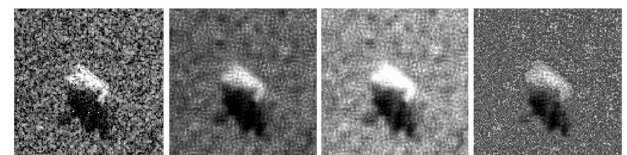


图 1

按照本文算法, 先求出能得到数据低维流形的最少数据点数, 实验结果如图 3 所示. 从实验结果可以看

出协方差矩阵的谱范数之间的误差越来越小,大约需要 350 个数据点就可以得到所有训练数据的低维流形.

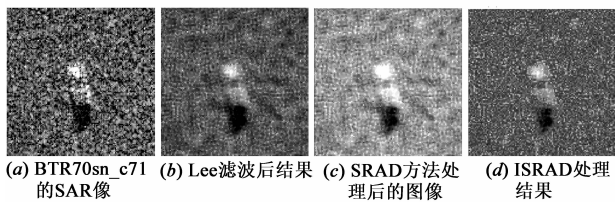


图2

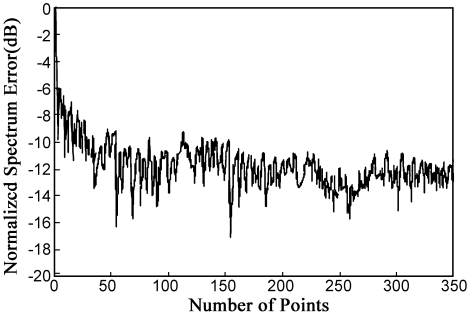


图3 协方差的谱范数差值随着训练数据的变化

在核化 LE 方法中有两个参数 k, d 对该算法起到关键作用,对参数的选取作了 2 个实验用来加以验证,如图 4,图 5 所示.图 4 反映了近邻数 k 取值太小会丢失数据局部信息,取值太大会改变数据的拓扑结构,都会影响识别率,图中显示当 $d = 20$ 时,近邻数 k 取 15 识别率达到最大.图 5 显示了 $k = 15$ 时,输出维数对识别率的影响,同时和保局投影(LPP)、基于核的有监督保局投影(SKLPP)、近邻保持投影(NPP)3 种流形方法做了比较,结果反映本文算法的识别率要高于其他方法.

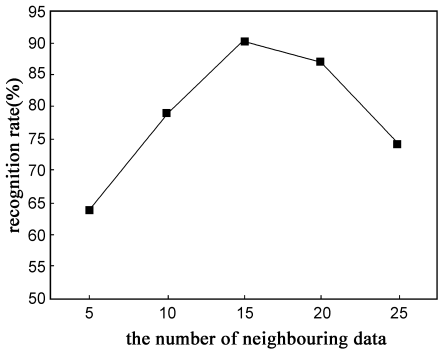


图4 $d=20$ 时,近邻数 k 对识别率的影响

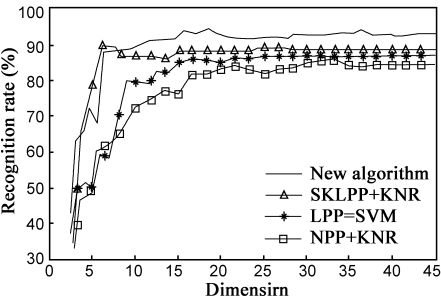


图5 $k=15$ 时,输出维数对识别率的影响

表中 LPP + SVM 表示用 LPP 提取特征,用 SVM 分类器进行识别.

表 2 比较了本文算法与 LPP、SKLPP、NPP 的最高识别率和平均识别时间,从表中可以看出,本文算法不仅识别率要高于其它流形方法,运行速度也是最快的.这是因为该算法只用一部分训练样本取得数据的低维流形,节省了运行时间,体现了所提算法的优越性.

表 2 本文算法与其他几种流形方法的最高识别率和平均识别时间上的比较

识别方法	LPP + SVM	SKLPP + KNR	NPP + KNR	本文算法
	识别率(%)	识别率(%)	识别率(%)	识别率(%)
T72sn_132	87.6502	90.9521	85.0736	94.8314
BTR70	85.0247	88.3014	84.9804	93.3179
平均识别时间(s)	0.4102	0.5536	0.4839	0.1745

5 结论

为了克服 SAR 图像自身缺陷对特征提取和识别造成的困难,并针对 SAR 图像的稀疏性,本文提出一种基于稀疏流形的 SAR 图像识别方法,该算法的主要创新点在于利用协方差矩阵的谱范数确定能得到测试样本低维流形的最少数据点数.再利用 LE 算法的核化方法计算样本外点的低维嵌入坐标.LE 算法的基本思想是保持降维前后数据的局部拓扑结构不变,把该算法应用于 SAR 图像的识别,有效克服了目前 SAR 图像识别中存在的问题.MSTAR 数据上的实验证明了其优越性.

参考文献:

[1] Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Norwood: Artech House, 1998. 23 – 34.

[2] 韩萍. SAR 自动目标识别及相关技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2004. 5 – 9.

Han Ping. SAR Automatic Target Recognition and Related Techniques [D]. Tianjin: Tianjin University, 2004. 5 – 9. (in Chinese)

[3] 焦李成, 王爽, 侯彪. SAR 图像理解与解译研究进展[J]. 电子学报, 2005, 33(12): 2423 – 2434.

JIAO Li-cheng, WANG Shuang, HOU Biao. A review of SAR images understanding and interpretation [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2423 – 2434. (in Chinese)

[4] 王光新, 王正明, 王卫威. 基于 Cauchy 稀疏分布的 SAR 图像超分辨算法[J]. 宇航学报, 2008, 29(1): 299 – 303.

Wang Guangxin, Wang Zhengming, Wang Weiwei. SAR image super-resolution based on sparse cauchy distribution[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(1): 299 – 303. (in Chinese)

[5] 李波. 基于流形学习的特征提取方法及其应用研究[D]. 北京: 中国科学技术大学, 2008. 27 – 29.

Li Bo. The Study of the Manifold Learning Based Feature Extraction Methods and Their Applications [D]. Beijing: Universi-

- ty of Science and Technology of China, 2008, 27 – 29. (in Chinese)
- [6] Brand M. Charting a manifold [A]. Advances in Neural Information Processing Systems 15 [C]. Vancouver, Canada, 2003. 985 – 922.
- [7] Kokiopoulou E, Saad Y. Orthogonal neighborhood preserving projections: A projection-based dimensionality reduction technique [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(12): 2143 – 2156.
- [8] Muller K R, Mika S, Ratsch G, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 181 – 201.
- [9] Vasilescu, M A O, Terzopoulos, D. Tensor textures: multilinear image-based rendering [J]. Acm Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 336 – 342.
- [10] 乔明, 王新楼, 邹谋炎. 一种规整化的各向异性扩散相干斑抑制算法 [J]. 中国科学院研究生院学报, 2005, 22(1): 24 – 29.
QIAO Ming, WANG Xin-Lou, ZOU Mou-Yan. A regularized anisotropic diffusion for speckle reducing [J]. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2005, 22(1): 24 – 29. (in Chinese)
- [11] 张良培, 王毅, 李平湘. 基于各向异性扩散的 SAR 图像斑点噪声滤波算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2250 – 2254.
ZHANG Liang-pei, WANG Yi, LI Ping-xiang. The filtering algorithm for SAR image speckle noise based on anisotropic diffusion [J]. Acta Electronica Sinica. 2006, 34(12): 2250 – 2254. (in Chinese)
- [12] V Berisha, N Shah, D Waagen. Sparse manifold learning with applications to SAR image classification [J]. ICASSP, 2007, 3(8): 1089 – 1092.
- [13] J G Silva, J S Marques, J M Lemos. Selecting landmark points for sparse manifold learning [A]. Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 18 [C]. MIT press, Cambridge, 2006. 1241 – 1248.
- [14] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373 – 1396.
- [15] Y Bengio. J-Francois Paiement and Pascal Vincent. Out-of-sample extensions for LLE, ISOMAP, MDS, eigenmaps, and spectral clustering [A]. Advances in Neural Information Processing Systems 16 [C]. MIT Press, Cambridge, MA, 2004. 177 – 184.
- [16] Zhang J, Liu B Y, Tan H. A kernel-based nonlinear representation for eigenface classification [J]. Electronic Science and Technology of China, 2004, 2(2): 19 – 22.
- [17] 孙真真, 付琨, 吴一戎. 基于混合双隐层径向基函数网络的高分辨率 SAR 图像地物分类算法研究 [J]. 电子学报, 2003, 31(12): 2040 – 2044.
SUN Zhen-zhen, FU Kun, WU Yi-rong. The high-resolution SAR image terrain classification algorithm based on mixed double hint layers RBFN model [J]. Acta Electronica Sinica. 2003, 31(12): 2040 – 2044. (in Chinese)

作者简介:



王 伟 女, 江苏徐州人, 博士研究生, 信息与通信工程专业, 研究方向为图像识别、流形学习、维数约简方法及其应用。

E-mail: wangwei0158@yeah.net



毕笃彦 男, 陕西扶峰人, 博士生导师, 信息与通信工程专业, 研究方向为计算机视觉、图像处理等。