

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2016. 03. 03
引用格式: 邓曾,李丹,柯樱海,等. 基于改进 SVM 算法的高分辨率遥感影像分类[J]. 国土资源遥感,2016,28(3):12-18.
(Deng Z, Li D, Ke Y H, et al. An improved SVM algorithm for high spatial resolution remote sensing image classification [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(3):12-18.)

基于改进 SVM 算法的高分辨率遥感影像分类

邓 曾, 李 丹, 柯樱海, 吴燕晨, 李小娟, 宫辉力
(首都师范大学城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地, 北京 100048)

摘要: 针对面向对象高分辨率遥感影像分类样本维数多、数据量大的特点,提出了一种简单的支持向量机(support vector machine, SVM)改进算法。首先对原始样本数据进行主成分分析(principal component analysis, PCA)实现降维,对降维后的样本数据进行 SVM 分类器训练,利用网格搜索法得出降维数据的最佳参数;以此参数作为基准,对基于原始样本数据的 SVM 分类器参数搜索范围进行重新设定,从而快速获取原始样本数据的最佳 SVM 分类器参数,并实现分类。利用 2 景 WorldView2 高分辨率影像分别对城市土地利用以及林木树种进行分类实验,比较分析传统 SVM 算法、仅基于 PCA 降维样本数据的 SVM 算法以及改进的 SVM 算法在分类精度与效率方面的差异。实验结果表明,改进的 SVM 算法能够快速有效地寻找最佳 SVM 分类器参数,并获得较高的分类精度。
关键词: 高分辨率遥感影像;支持向量机(SVM);主成分分析;网格搜索法;分类性能
中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2016)03-0012-07

0 引言

随着遥感技术的不断发展,近年来涌现出一系列诸如 IKONOS, QuickBird, GeoEye, RapidEye, WorldView1, WorldView2, WorldView3 以及我国高分 1 号和高分 2 号等高空空间分辨率卫星传感器(地面分辨率小于 5 m)。由于高分辨率遥感影像能在较小的空间尺度上获取细节丰富的地物信息,目前已成为遥感领域的重要数据源,在城市环境、交通、林业和军事等领域发挥出重大作用。为了解决传统基于像元方法在高分辨率影像分类时产生的“椒盐”问题,近年来面向对象的分类方法已成为高分辨率遥感影像分类的主要手段。该方法将影像分割为若干个由相邻像元组成的图斑,即影像对象,以对象作为基本单元进行分类。其优势在于对象的光谱、纹理和空间统计特性等多种遥感信息均可以作为分类属性。然而,这也造成了分类属性过多、统计特性不符合正态分布的困扰,因此不满足传统分类方法的基本假设条件,分类精度往往较低。针对这一问题,国内外专家将一系列机器学习算法,如人工神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)、决策

树、随机森林等方法应用于高分辨率影像的分类中。其中, SVM 以统计学习理论为基础,是一种基于结构风险最小化准则的机器学习算法。不要求样本属性的分布假设,相比其他机器学习算法,具有精度高、泛化能力强等特点,适合于具有高维样本特征的面向对象的遥感影像分类^[1-3]。

然而,传统的 SVM 分类算法对大规模样本集的训练会导致系统资源占用率过高、训练时间迅速增长、分类速度下降等不足^[4]。张磊等^[5]提出了一种改进的最佳指数法(optimum index factor, OIF)和 SVM 相结合的高分辨率影像分类方法,通过 OIF 值对波段进行重新组合,降低数据量;韦春桃等^[6]利用遗传算法寻找 SVM 最佳参数,对高分辨率影像进行分类,避免多学习和欠学习状态的发生;陈杰等^[7]将粗糙集理论与 SVM 相结合,由粗糙集生成信息颗粒,去掉冗余信息,然后在颗粒的层次上进行 SVM 分类。

目前对 SVM 分类算法的改进主要体现在通过神经网络算法、遗传算法等寻找 SVM 分类器的最佳参数,目的是在减少分类时间、提高分类效率的同时保证分类精度。为此,本文从面向对象的高分辨率遥感影像分类特点出发,提出一种简单的 SVM 改进

收稿日期: 2015-03-30; 修订日期: 2015-07-21
基金项目: 教育部博士点基金项目“城市复杂环境对高分辨率遥感提取多尺度植被信息的影像研究——以北京市为例”(编号: 20131108120006)和国家自然科学基金项目“基于时序 InSAR 技术与灰色-马尔可夫模型的北京平原地区地面沉降时空预测研究”(编号: 41401493)共同资助。

算法,并结合主成分分析(principle component analysis,PCA)和网格搜索法,进行 SVM 分类器最佳参数的快速寻找与获取,提高高分辨率影像的分类效率与精度。

1 SVM 基本原理

SVM 理论最初来源于对数据二值分类问题的处理^[8]。其基本原理为寻找一个满足分类要求的最优分割超平面^[8-9],使其作为决策曲面实现线性划分空间中的点。它具有结构简单、适应性强、全局最优等特点,能较好地解决高维特征、非线性、过学习与不确定性等问题,广泛应用于遥感影像分类中。

SVM 的分类精度主要取决于核函数与参数的选取^[10-11]。通常,SVM 参数选择的常用方法包括穷举法、智能优化法和网格搜索法。其中网格搜索法简单易操作,且收敛速度较快,因此被广泛应用于

SVM 参数优化中。该方法是将误差惩罚因子 c 和核参数(如径向基函数 RBF 中的 γ) 分别取 M 和 N 个值,用 $M \times N$ 个 (c, γ) 组合分别训练,并估计其学习精度,进而得到精度最高的一组作为最优参数。虽然网格搜索法可以并行多个 SVM 的训练,但其循环次数多,计算量大^[14];且在不同的分类应用中,存在不同的最佳参数,参数搜索的区间也不同。对于面向对象的高分辨率遥感影像分类,由于数据量大、维数多,分类参数搜索时间过长,分类器效率会降低,不利于实际应用。

2 SVM 改进算法

针对传统 SVM 分类器分类效率低、计算时间长等不足,本文以 RBF 作为核函数,探讨快速寻找 SVM 分类器最佳参数 c 与 γ 的方法,方法流程如图 1 所示。

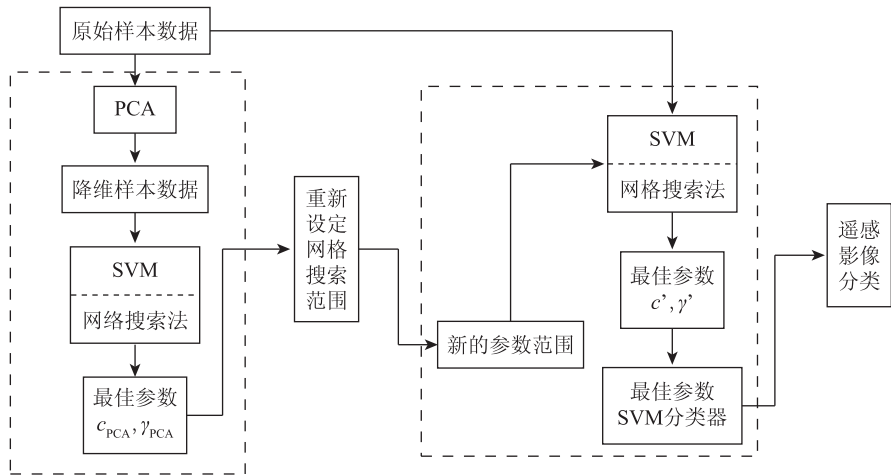


图 1 改进的 SVM 算法分类流程
Fig.1 Flow chart of improved SVM algorithm

2.1 基于 PCA 降维数据的 SVM 最佳参数获取

针对面向对象的高分辨率遥感影像分类样本数据量大、维数多导致网格搜索法寻找最佳参数的时间成倍增长的不足,本文首先利用 PCA 实现数据降维^[15-17],消除样本属性之间的相关性^[18],并基于降维数据设定参数搜索范围的初始值;随后以 PCA 产生的前 P 个主分量(保证前 P 个主分量信息占总信息的 99% 以上, P 一般小于 15)作为新的样本属性,基于 SVM 算法对新样本进行训练,通过网格搜索法得出 PCA 降维数据的最佳参数。网格搜索法的搜索范围设为

$$\begin{cases} x = \text{lb } c, x \in (-14, 14), \text{step} = 1 \\ y = \text{lb } \gamma, y \in (-14, 14), \text{step} = 1 \end{cases}, \quad (1)$$

式中: c 和 γ 分别为惩罚因子与 RBF 核参数; x, y

为网格搜索中的坐标对,其搜索范围默认在 $-14 \sim 14$ 之间,步长为 1,共 29 个值,即最佳参数 c 和 γ 需要从 841 个 (29×29) 组合中选取。

原始样本数据的分类属性一般多于 100 个,由于 PCA 处理后样本数据维数大幅度减少,与基于原始数据的最佳参数搜索相比,参数的搜索时间会缩短。然而,经过 PCA 处理的数据丢失了某些信息,因此该过程生成的 SVM 分类器最佳参数并不等同于基于原始数据的最佳参数,但可由此推导出后者的大致范围,缩小最佳参数的搜索时间。

2.2 基于原始数据的 SVM 最佳参数获取及分类

以基于 PCA 降维数据的 SVM 分类器最佳参数为依据,划定原始数据分类器参数的搜索范围,从而对网格搜索法的参数进行优化,获取基于原始数据的最佳参数组合。

假设上述基于 PCA 降维数据的 SVM 分类器最佳惩罚因子和核参数分别为 c_{PCA} 和 γ_{PCA} , 首先将其转换为网格搜索法对应的坐标对, 即

$$\begin{cases} x_{PCA} = lb \ c_{PCA} \\ y_{PCA} = lb \ \gamma_{PCA} \end{cases} \quad (2)$$

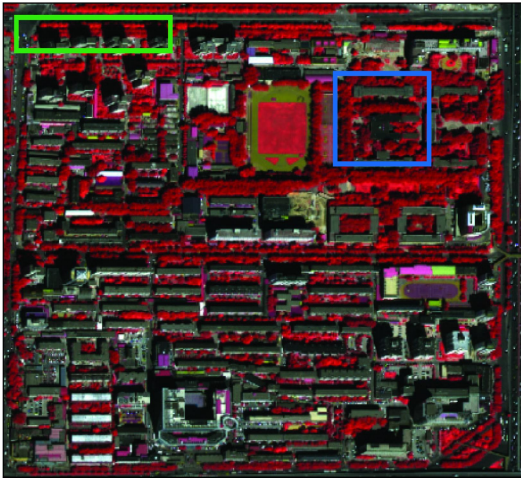
本方法假设基于原始样本数据的 SVM 分类器最佳参数位于基于降维数据的分类器最佳参数附近。基于此假设, 以 c_{PCA}, γ_{PCA} 作为初始值, 重新设定原始数据分类器参数搜索范围, 即

$$\begin{cases} x_1 \in (x_{PCA} - 2, x_{PCA} + 2), step = 1 \\ y_1 \in (y_{PCA} - 2, y_{PCA} + 2), step = 1 \end{cases}, \quad (3)$$

式中: x_1, y_1 为基于原始数据 SVM 参数搜索中的坐标对, 步长为 1, 分别为 5 个值; 由此, 最佳参数仅需从 25 个参数组合中获取。基于新的网格搜索范围, 针对原始样本数据采用网格搜索法获取 SVM 最佳参数组合 c', γ' 。最后采用最佳参数 SVM 分类器对原始数据进行分类, 并验证其精度。



(a) 实验 1



(b) 实验 2

图 2 WorldView2 影像
Fig. 2 WorldView2 imageries

本文将传统 SVM 算法、仅基于 PCA 降维数据的 SVM 算法与改进的 SVM 算法分别应用于 2 个分类实验中, 对 3 种算法的分类精度及效率进行比较分析。

3.1 实验 1: 城市土地利用分类

利用 Definiens 8.2 软件中的分形网络演化算法将 WorldView2 影像进行分割(分割尺度为 70, 形状参数为 0.2, 颜色参数为 0.5), 得到 13 342 个分类对象, 如图 3 所示。根据目视解译建立植被、道路、水体、建筑物以及阴影共 5 个类别的分类样本, 样本数共 4 482 个。对于每一样本, 提取各波段均值、标准差、对比度、NDVI、亮度、NDWI 和灰度共生矩阵等信息共 142 个特征属性。经 PCA 处理后, 特征属

3 实验及结果分析

本文选取 2 幅 WorldView2 高分辨率卫星遥感影像数据, 利用 3 种面向对象的 SVM 分类方法分别对城市土地利用以及林木树种进行分类实验。WorldView2 技术参数如表 1 所示。

表 1 WorldView2 参数
Tab. 1 Parameters of WorldView2

传感器	空间分辨率/m	波长/nm
全色波段	0.5	450 ~ 1 040
		400 ~ 450 (海岸)
多光谱	1.8	450 ~ 510 (蓝)
		510 ~ 580 (绿)
		585 ~ 625 (黄)
		630 ~ 690 (红)
		705 ~ 745 (红边)
		770 ~ 895 (近红外 1)
		860 ~ 1 040 (近红外 2)

采用 ENVI 软件中 Gram - Schmidt spectral sharpening 方法进行融合, 结果如图 2 和图 3。

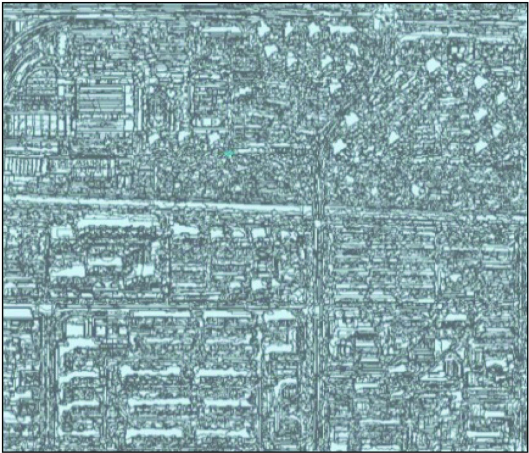


图 3 实验 1 研究区影像对象
Fig. 3 Image object polygons at study site 1

性减少至 13 个主成分分量,其包含原始样本中 99.5% 的信息。根据层次抽样法,将数据平均分为 5 份,随后利用 5 – fold 交叉验证法进行分类器训练及验证。表 2 列举了分类实验中传统 SVM 算法、仅基于 PCA 降维数据的 SVM 算法以及改进的 SVM 算法的分类结果精度、采用参数以及历时。较传统 SVM 算法,基于 PCA 降维数据的 SVM 算法的平均分类时间减少 1 381.92 s; 但是 PCA 无法保留原始样本的所有属性信息,因此该方法的分类精度平均降低7.91%。相比仅基于 PCA 降维数据的 SVM 算法,改进的 SVM 算法分类时间稍有延长,但平均分类精度却提高 11.23%; 相比传统 SVM 算法,改进的 SVM 算法的平均分类时间减少了 1 308.22 s,平均分类精度提高了 3.32%; 同时其惩罚因子也大于或等于传统 SVM 算法,证明改进后的 SVM 算法分类允许的误差更小。为了进一步分析 3 种算法的分类效果,分别选用图 2(a) 中蓝色和绿色方框中的局部区域进行对比,如图 4 所示。

表 2 3 种分类方法分类结果的对比 (实验 1)
Tab.2 Comparisons of results from three classification methods(study site 1)

分类方法	分类 次数	参数		精度 / %	时间 / s
		c	γ		
传统 SVM	1	64	0.06	88.84	1 672.96
	2	64	0.12	88.79	1 680.65
	3	128	0.06	89.06	1 685.68
	4	32	0.12	86.68	1 698.89
	5	64	0.12	88.01	1 687.21
	平均值	70.4	0.10	88.28	1 685.08
基于 PCA 的 SVM	1	64	0.12	81.68	298.13
	2	32	0.12	80.56	301.25
	3	64	0.09	79.72	309.29
	4	32	0.06	78.85	307.52
	5	64	0.12	80.97	299.59
	平均值	51.2	0.10	80.37	303.16
改进的 SVM	1	128	0.12	91.65	382.65
	2	64	0.06	91.87	360.97
	3	128	0.03	92.19	384.56
	4	64	0.06	90.89	375.24
	5	128	0.06	91.38	380.86
	平均值	102.4	0.07	91.60	376.86

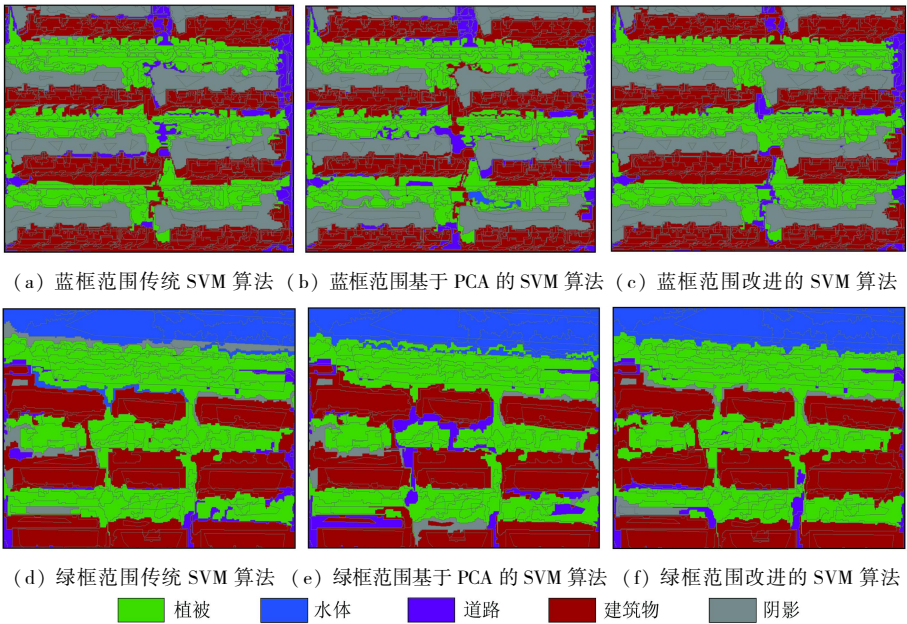


图 4 实验 1 分类结果
Fig.4 Classification results in study site 1

从图 4 中可以看出,传统 SVM 算法分类容易将水体和阴影混淆,建筑物和道路混淆; 仅基于 PCA 算法的分类,由于丢失了某些属性信息,导致大量的建筑物与道路混淆,分类结果比较混乱; 改进的 SVM 算法明显改善了混淆的情况,仅存在少许道路与建筑物混淆,基本上不存在水体与阴影的混淆。综上所述,较传统 SVM 算法与仅基于 PCA 降维数据的 SVM 算法,改进的 SVM 算法分类更加准确。

3.2 实验 2：城市林木树种分类

同实验 1,利用分形网络演化算法进行影像分割,分割结果如图 5 所示。

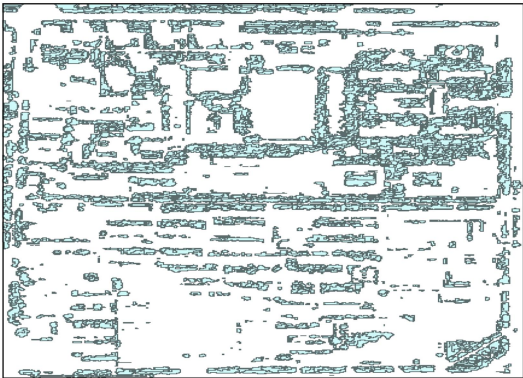


图 5 实验 2 研究区影像对象
Fig.5 Image object polygons in study site 2

影像分割尺度为 50,形状参数为 0.2,颜色参数为 0.5,影像分割矢量图最终包含 2 171 个分类对象。通过研究区实地考察,结合遥感影像目视解译,建立泡桐、毛白杨、国槐以及银杏共 4 个类别的分类样本,样本数共 525 个。

对于每一对象,提取各波段均值、标准差、ND-VI、亮度和灰度共生矩阵等信息共 108 个特征属性。经 PCA 处理后,原始特征属性降维至 7 个主成分分量,包含原始样本中 99.3% 的信息。同实验 1,利用 5-fold 交叉验证法进行分类器训练及验证,结果如表 3 所示。与实验 1 类似,较传统 SVM 算法,仅基于 PCA 降维数据的 SVM 算法大幅度缩短了分类时间,平均缩短了 26.93 s,但其分类精度平均降低 5.4%;改进的 SVM 算法平均分类时间减少 20.91 s,平均分类精度增加 1.15%。同样,其惩罚因子也都大于传统 SVM 算法,即分类允许的误差更小。通过对比可知,改进的 SVM 算法分类性能更好。针对图 2(b)中的蓝色和绿色方框区域,分别利用 3 种分类算法进行对比研究,结果如图 6 所示。

表 3 3 种分类方法分类结果的对比(实验 2)

Tab.3 Comparisons of results from three classification methods(study site 2)					
分类方法	分类次数	参数		精度/%	时间/s
		c	γ		
传统 SVM	1	128	0.03	85.85	37.22
	2	256	0.06	86.14	38.28
	3	64	0.03	85.57	37.09
	4	128	0.06	85.26	38.09
	5	128	0.12	86.98	37.95
	平均值	140.8	0.06	86.16	37.73
基于 PCA 的 SVM	1	128	0.12	82.52	12.08
	2	128	0.03	80.35	10.22
	3	64	0.03	80.43	10.35
	4	128	0.12	79.98	11.08
	5	64	0.12	80.52	10.25
	平均值	102.4	0.08	80.76	10.80
改进的 SVM	1	256	0.01	86.85	16.10
	2	1 024	0.31	88.00	17.13
	3	256	0.06	87.42	16.78
	4	256	0.12	86.26	17.89
	5	256	0.12	88.01	16.21
	平均值	409.6	0.12	87.31	16.82

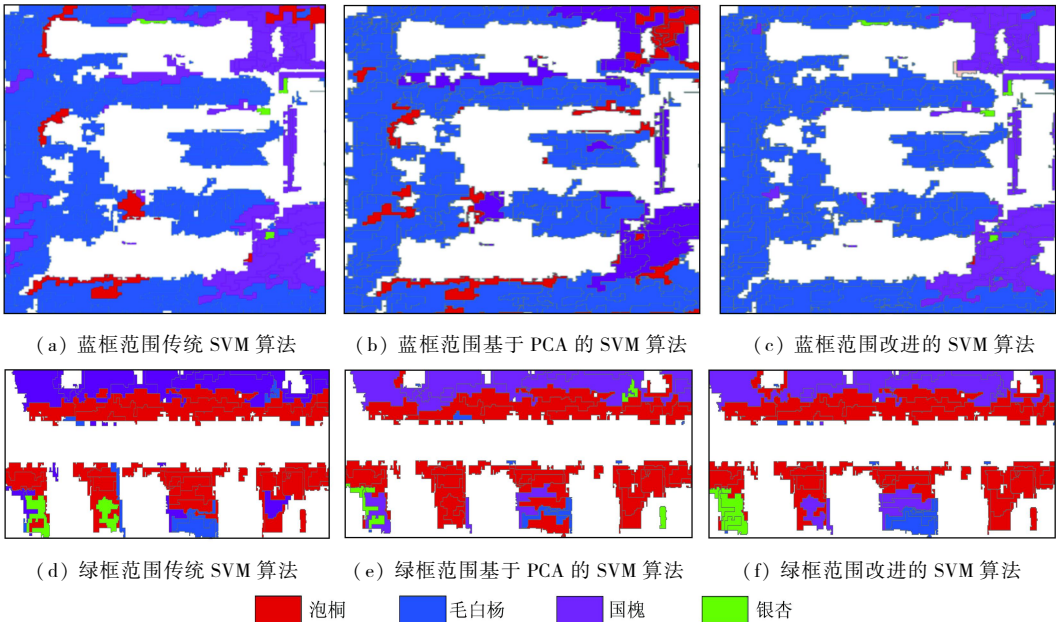


图 6 实验 2 分类结果

Fig.6 Classification results in study site 2

由图 6 可知,分类结果中部分地方的植被分类不准确,传统 SVM 算法易将毛白杨误分为泡桐与国槐;基于 PCA 的 SVM 算法将大量的泡桐、毛白杨与国槐混淆;改进的 SVM 算法仅有少许的毛白杨与泡桐混淆,其他树种分类比较清晰。总体而言,改进的 SVM 算法具有更高的分类精度。

3.3 实验结果分析

通过上述 2 个实验,改进的 SVM 算法分类效率和精度相比传统 SVM 算法都有所改进。实验 1 的

13 342 个对象,改进后分类总时间平均减少了 80%,精度平均提高了 3%。实验 2 的 2 171 个对象,改进后分类总时间减少了 50%,精度平均提高了 1%。在 2 个实验中,通过 PCA 降维,原始样本的属性数量分别由 142 和 108 个减少到 13 和 7 个,属性维数的减少间接缩短了最佳参数搜索的时间。以 PCA 降维数据的 SVM 分类器最佳参数为初始值,缩小了基于原始样本数据的 SVM 最佳参数的网格搜索范围,同时也缩短了搜索时间,提高了最终分类效

率。从分类结果可以看出,本文方法采用的基本假设合理,即基于原始数据的 SVM 分类器最佳参数 c' , γ' 与基于 PCA 降维数据的最佳参数 c_{PCA} , γ_{PCA} 接近。对比核函数惩罚因子 c 可知,改进的 SVM 算法的惩罚因子都大于或等于原来的惩罚因子,即改进的 SVM 分类器允许误差更小。

4 结 论

针对传统 SVM 算法在分类效率与精度上的不足,提出基于 PCA 和优化网格搜索参数的改进 SVM 算法。对 2 幅高分辨率遥感影像进行分类实验可知,改进的 SVM 算法从整体上提高了 SVM 算法分类性能,主要体现在 2 方面:

1) 通过 PCA 降低训练样本维数,缩小了最佳参数的网格搜索范围,从而减少了寻找最佳参数的时间。

2) 通过优化网格搜索参数,对原始数据进行分类,避免基于 PCA 的降维数据分类时信息丢失,从而提高了分类精度。

上述 2 个方面的改进相辅相成,在减少分类时间的同时,提高了分类精度。实验结果表明,改进的 SVM 算法具有较高可行性,在高分辨率遥感影像分类中具有良好的应用前景。

参考文献 (References):

[1] 张伐伐,李卫忠,卢柳叶,等. SPOT5 遥感影像土地利用信息提取方法研究[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2011,39(6):143-147.
Zhang F F, Li W Z, Lu L Y, et al. Study on extraction methods of land utilization information based on SPOT5[J]. Journal of Northwest A and F University: Natural Science Edition, 2011, 39(6): 143-147.

[2] 盛 佳,洪中华,张 云,等. 基于 TerraSAR-X 影像的格陵兰岛海岸水边线提取[J]. 极地研究,2014,26(4):418-424.
Sheng J, Hong Z H, Zhang Y, et al. Extraction of the greenland coastline based on TerraSAR-X imagery[J]. Chinese Journal of Polar Research, 2014, 26(4): 418-424.

[3] 张锦水,何春阳,潘耀忠,等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报,2006,10(1):49-57.
Zhang J S, He C Y, Pan Y Z, et al. The high spatial resolution RS image classification based on SVM method with the multi-source data[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(1): 49-57.

[4] 俞晓冬,周栾爱. 基于改进 SVM 模型的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(3):15-19.
Yu X D, Zhou L A. Classification method of power quality disturbances based on improved SVM model[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(3): 15-19.

[5] 张 磊,邵振峰. 改进的 OIF 和 SVM 结合的高光谱遥感影像分

类[J]. 测绘科学,2014,39(11):114-117,66.
Zhang L, Shao Z F. Hyperspectral remote sensing image classification based on improved OIF and SVM algorithm[J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(11): 114-117, 66.

[6] 韦春桃,王 宁,张利恒,等. 基于纹理特征的高分辨率遥感影像分类方法[J]. 桂林理工大学学报,2013,33(1):80-85.
Wei C T, Wang N, Zhang L H, et al. Remote sensing image classification based on texture features[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2013, 33(1): 80-85.

[7] 陈 杰,邓 敏,肖鹏峰,等. 结合支持向量机与粒度计算的高分辨率遥感影像面向对象分类[J]. 测绘学报,2011,40(2):135-141,147.
Chen J, Deng M, Xiao P F, et al. Object-oriented classification of high resolution imagery combining support vector machine with granular computing[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(2): 135-141, 147.

[8] 萧 嵘,王继成,孙正兴,等. 一种 SVM 增量学习算法 α -ISVM[J]. 软件学报,2001,12(12):1818-1824.
Xiao R, Wang J C, Sun Z X, et al. An incremental SVM learning algorithm α -ISVM[J]. Journal of Software, 2001, 12(12): 1818-1824.

[9] 付元元,任 东. 支持向量机中核函数及其参数选择研究[J]. 科技创新导报,2010(9):6-7.
Fu Y Y, Ren D. Kernel function and parameter selection of support vector machine[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2010(9): 6-7.

[10] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A Practical Guide to Support Vector Classification[R]. Taipei, Taiwan: Department of Computer Science and Information Engineering, University of National Taiwan, 2003.

[11] 奉国和. SVM 分类核函数及参数选择比较[J]. 计算机工程与应用,2011,47(3):123-124,128.
Feng G H. Parameter optimizing for support vector machines classification[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(3): 123-124, 128.

[12] 吴 渝,向浩宇,刘 群. 一种基于网格的最近邻 SVM 新算法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2008,20(6):706-709.
Wu Y, Xiang H Y, Liu Q. A new NN-SVM algorithm based on grid[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition, 2008, 20(6): 706-709.

[13] 李京华,张聪颖,倪 宁. 基于参数优化的支持向量机战场多目标声识别[J]. 探测与控制学报,2010,32(1):1-5.
Li J H, Zhang C Y, Ni N. Multi-target acoustic identification in battlefield based on SVM of parameter optimization[J]. Journal of Detection and Control, 2010, 32(1): 1-5.

[14] LaValle S M, Branicky M S, Lindemann S R. On the relationship between classical grid search and probabilistic roadmaps[J]. The International Journal of Robotics Research, 2004, 23(7/8): 673-692.

[15] Liang Y C, Lee H P, Lim S P, et al. Proper orthogonal decomposition and its applications - Part I: Theory[J]. Journal of Sound and Vibration, 2002, 252(3): 527-544.

[16] Zhao G, Maclean A L. A comparison of canonical discriminant analysis and principal component analysis for spectral transformation[J]. PE and RS, Photogrammetric Engineering and Remote Sens-

ing,2000,66(7):841-847.

[17] Metternicht G I,Zinck J A. Remote sensing of soil salinity:Potentials and constraints[J]. Remote Sensing of Environment,2003,85(1):1-20.

An improved SVM algorithm for high spatial resolution remote sensing image classification

DENG Zeng, LI Dan, KE Yinghai, WU Yanchen, LI Xiaojuan, GONG Huili
(Base of the State Key Laboratory of Urban Environmental Process and Digital Modelling,
Capital Normal University, Beijing 100048, China)

Abstract: Support vector machine (SVM) algorithm has been widely used for remote sensing image classification. For high spatial resolution image classification, traditional SVM algorithm usually leads to low efficiency due to large quantities of high dimensional sample data. This paper presents a simple improved SVM algorithm with the purpose of improving both efficiency and accuracy of classification models. The algorithm first uses PCA to reduce the dimension of sample features. The grid-based method is used to search for optimal parameters for SVM classification of PCA-based samples. Then new range around the PCA-optimal parameters is set up and used for optimal parameter search based on the original sample data. Finally, SVM with the optimal parameters is used to train the original sample data and classify the image. The new algorithm was evaluated by two classification experiments based on WorldView2 images including urban land cover land use classification and urban tree classification. Compared with the traditional SVM and SVM merely based on PCA data, the results show that the improved SVM algorithm could quickly and efficiently find the optimum parameters of the SVM classifier and achieves higher classification accuracy.

Keywords: remote sensing images of high spatial resolution; support vector machine (SVM); principal component analysis; grid search method; classification performance

第一作者简介: 邓曾(1990-),男,硕士研究生,研究方向为遥感技术与应用。Email: 995594273@qq.com。
(责任编辑: 陈 理)