广东农业科学 2020，47（4）：129–138
Guangdong Agricultural Sciences doi:10.16768/j.issn.1004–874X.2020.04.018

邓继忠，刘其得，王长委，江秀明，朱圣，袁梓文，金鑫，朱紫阳．基于多时相 Sentinel–2 卫星数据的农作物分类研究［J］．广东农业科学，2020，47（4）：129–138.

基于多时相 Sentinel–2 卫星数据的农作物分类研究

邓继忠[1,2]，刘其得[1,2]，王长委[3]，江秀明[4]，朱　圣[1]，袁梓文[1]，金　鑫[1]，朱紫阳[4]

（1. 华南农业大学工程学院，广东 广州 510642；
2. 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心，广东 广州 510642；
3. 华南农业大学资源环境学院 / 广东省土地利用与整治重点实验室，广东 广州 510642；
4. 广东省国土资源测绘院，广东 广州 510642）

摘　要：【目的】探究研究区农作物分类最佳时相；结合遥感指数探究一种有效的多时相分类方法，提取主要农作物种植分布情况。【方法】基于多时相 Sentinel–2 卫星数据，采用支持向量机的分类方法对不同时相进行分类，对比分类精度；融合时间序列的 NDVI、MNDWI 指数之后采用支持向量机的方法进行分类，之后分别利用 MNDWI 和 CI 指数结合决策树的分类方法提取水域和田埂。【结果】7 月份的分类效果最好，总体精度达到 91.05%，Kappa 系数达到 0.8518；通过时相数据不同组合的分类精度比较，采用 3—10 月 NDVI 数据叠加后分类的效果较好，总体精度达到 92.25%，Kappa 系数达到 0.8736；对比 3 种不同分类方法，以支持向量机的分类结果精度最高，总体精度达到 94.19%，Kappa 系数达到 0.9024。【结论】7 月份是研究区农作物分类的最佳时相；多时相分类精度明显高于单景数据分类；结合多时相 NDVI、MNDWI、CI 3 种遥感指数进行分类可以有效提取研究区主要农作物的种植分布情况。

关键词：Sentinel–2；多时相；植被指数；改进的归一化差异水体指数；颜色指数；农作物分类

中图分类号：S127　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1004–874X（2020）04–0129–10

Crop Classification Based on Multitemporal Sentinel–2 Satellite Imagery

DENG Jizhong[1,2], LIU Qide[1,2], WANG Changwei[3], JIANG Xiuming[4], ZHU Sheng[1],
YUAN Ziwen[1], JIN Xin1, ZHU Ziyang[4]

（1. *College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou* 510642, *China;*
2. *National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology, Guangzhou* 510642, *China;*
3. *College of Natural Resources and Environment, South China Agricultural University/ Guangdong Key Laboratory for Land Use and Consolidation, Guangzhou* 510642, *China;*
4. *Guangdong Institute of Land and Resources Surveying and Mapping, Guangzhou* 510642, *China*）

Abstract:【Objective】The study was to obtain the surface cover and clarify the planting distribution and scope of major

收稿日期：2020–01–17
基金项目：国家现代农业产业技术体系棉花产业体系田间管理机械化岗位专家项目（CARS–15–22）；广东省级促进经济发展专项资金（GDME–2018E005）；地理国情监测国家测绘地理信息局重点实验室开放基金（2018NGCM05）；广东省科技计划重大专项（2016B010110005）
作者简介：邓继忠（1963—），男，博士，教授，研究方向为模式识别、机器视觉与图像分析，E–mail：jz–deng@scau.edu.cn

crops.【Method】Based on the multitemporal sentinel-2 satellite imagery, 3 remote sensing indexes of NDVI, MNDWI and CI were selected and support vector machine, decision tree auto threshold and random forest were used to classify the single-view data and to evaluate accuracy of every sentinal-2 image with ground field data.【Result】The classification result in July was the best, with the overall accuracy reaching 91.05% and the Kappa coefficient reaching 0.8518. By comparing the classification accuracy of different combinations of time-phase data, the classification effect was better after overlaying the NDVI data from March to October, with the overall accuracy reaching 92.25% and the Kappa coefficient reaching 0.8736. Compare with the three different classification methods, the classification accuracy of SVM was the highest, with the overall accuracy reaching 94.19% and the Kappa coefficient reaching 0.9024.【Conclusion】July is the best time for crop classification in the study area.The classification accuracy of multi-temporal data is significantly higher than that of single scene data. Classification combined with multi-temporal NDVI, MNDWI and CI can effectively identify the crop planting distribution in the study area.

Key words: sentinel-2; multitemporal; NDVI; MNDWI; CI; crop classification

【研究意义】获取地表覆盖情况，明晰主要农作物种植分布及范围，不仅有利于农业部门制定政策与发展规划，而且对农业企业经营管理、农户生产选择及资源的有效规划具有重要作用[1-5]。【前人研究进展】李庆等[6]采用随机森林的方法对7期landsat影像进行分类，总体精度达到88.9027%，Kappa系数达到0.8529，均优于单景数据的分类结果；吕红梅等[7]结合多时相归一化植被指数和地表水分指数，利用决策树分类方法提取早稻种植区域，早稻的用户精度达到87.50%，制图精度达到85.71%；魏鹏飞等[8]结合NDVI、EVI和WDRVI时序变化特征，利用6景GF-1/WFV卫星遥感影像数据采用决策树分层分类方法成功提取了研究区玉米、水稻、大豆和甘薯4种主要作物种植空间分布情况，总体精度达到90.90%，Kappa系数为0.8950；李振等[9]基于多时相的Landsat-8数据，采用面向对象的决策树分类方法，研究森林类型的自动识别，总体分类精度达到了87.50%；申怀飞[10]提出了基于稳定权重加权投票的多训练样本集、多时相影像、多分类器三重融合算法模式，对Landsat数据进行分类，总体精度达到83.09%；Marais等[11]的研究结果表明分类的质量往往随着所用图像波段的增加而增加；Deepa等[12]综合了粗糙集、模糊集和软集的方法，建立了一个多类分类模型，采用双目标软集方法，对5种农作物进行分类，验证数据集的准确率达到92%；白燕英等[13]基于Landsat8影像时间序列归一化植被指数（NDVI），采用决策树分类方法提取作物种植结构，作物分类总体精度达到82.69%；邱鹏勋等[14]利用GF-1 WFV时间序列数据集计算NDVI，基于时间加权的动态时间弯曲（TWDTW）方法开展农作物分类识别研究，分类精度相比于决策树法略有提高；解毅等[15]研究结果表明，基于融合NDVI的分类精度明显高于基于Landsat NDVI的分类精度，由于融合后的时序NDVI具有更高的时间分辨率，能够更加突出不同作物的物候特征，显著提高作物分类精度。综上所述，相比单景数据多时相数据能够显著提高分类效果，构建遥感指数对于分类具有重要贡献。【本研究切入点】对于生育期相近的农作物，遥感指数在时间序列上的变化特征相近，单独采用个别指数难以区分这部分地物。此外，同一农作物受长势影响，指数值域跨度大，容易与其他农作物混淆，人为阈值与自动阈值都不能很好的区分不同农作物。【拟解决的关键问题】本研究以石河子市北泉镇为研究区域，采用2018年的Sentinel-2卫星多时相数据，结合地面调查数据，分析单一农作物提取的最佳时相，探究多时相数据对分类精度的贡献及时相最佳组合方式，比较不同分类方法的分类精度，探究一种可靠有效的分类方法。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

研究区位于石河子市北泉镇，地处天山北麓中段，准噶尔盆地南缘（图1）。区划东至玛纳斯河，西临沙湾县，南接石河子市，北濒蘑菇湖，面积475.7 km^2。研究区地势平坦，平均海拔450.8 m，属典型的温带大陆性气候，冬季长而严寒，夏季短而炎热，日照充沛，年日照时数为2 721~2 818 h，可以获取云量覆盖较少的长时间序列卫星数据。目前研究区主要作物有棉花、玉米、小麦、辣椒、葡萄等。

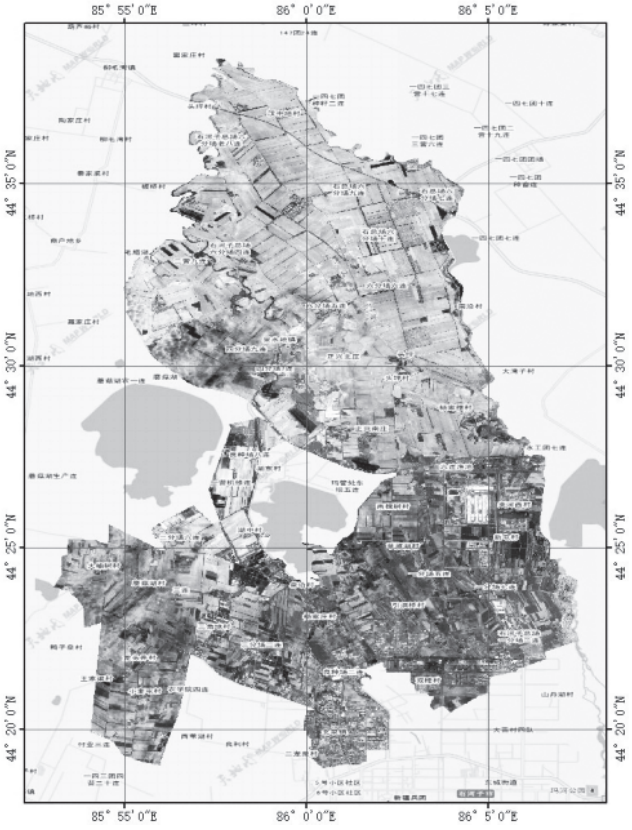


图 1　研究区域位置

Fig. 1　Location map of study area

1.2　卫星数据

Sentinel–2 卫星搭载的有效荷载为多光谱成像仪，光谱范围为 0.4~2.4 μm，覆盖可见光、近红外、短波红外，共 13 个光谱波段，B02、B03、B04、B08 为 10 m 空间分辨率，B05–B8A、B11、B12 为 20 m 空间分辨率，B01、B09、B10 为 60 m 空间分辨率，幅宽 290 km，每 10 d 更新 1 次全球陆地表面成像数据，双星可达到 5 d 更新 1 次，因而能够获得实验区内较高频次的数据覆盖，更好地反映农作物生长过程，为进一步挖掘作物识别的时相特征提供支持。Sentinel–2 光学遥感卫星具有较高的时空分辨率，适合多时相分类研究[16–17]。本研究采用 Sentnel–2 卫星数据，选取时相为 2018 年 3 月 23 日、4 月 12 日、5 月 12 日、6 月 6 日、7 月 11 日、8 月 15 日、9 月 14 日、10 月 14 日、11 月 5 日，获取研究区域 2018 年 3—11 月各 1 景数据，云覆盖率皆低于 1%，影像清晰。

1.3　地面调查数据

部分数据是实地调查记录地物信息及 GPS 位置信息，部分较明显的地物则直接在卫星影像上标出，共标记水域、非植被区域、棉花、小麦、早玉米、晚玉米、辣椒、葫芦瓜、葡萄、树 10 种地物。将样本分为训练样本和验证样本，具体分布见图 2、图 3，样本数见表 1。

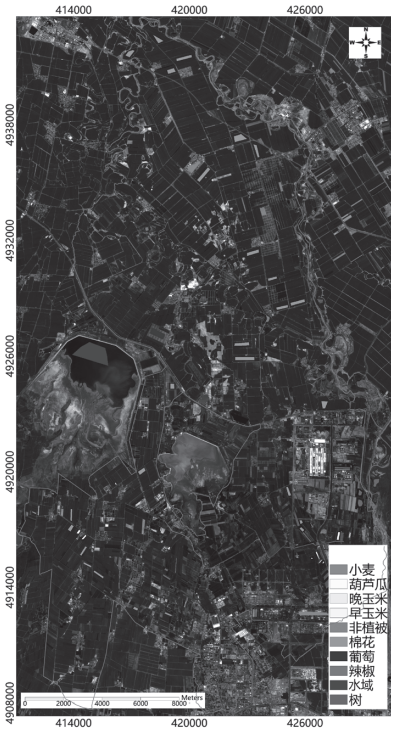


图 2　训练样本分布

Fig. 2　Distribution diagram of training samples

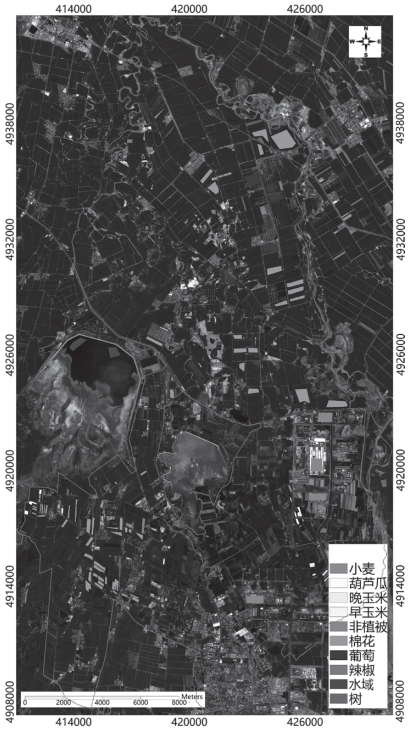


图 3　验证样本分布

Fig. 3　Distribution diagram of verification samples

表 1　样本数

Table 1　Sample size

类别 Category	训练样本 Training set(Pixel)	验证样本 Validation set (Pixel)
树 Tree	2736	1460
水域 Waters	13017	5616
辣椒 Pepper	850	240
葡萄 Grape	2373	11417
棉花 Cotton	18719	58951
非植被 Nonvegetated area	4818	13771
早玉米 Early-maturing maize	368	669
晚玉米 Late maize	453	1909
葫芦瓜 Bottle gourd	550	1258
小麦 Wheat	1529	2775

1.4　遥感指数构建

遥感指数作为遥感信息的一种有效描述，在对大气、海洋、土壤和植被等进行定性、定量评估时具有重要意义[18]。目前，农作物分类的特征选择主要是采用归一化植被指数，而其他特征量的应用还相对较少[19]。研究发现 NDVI、改进的归一化差异水指数（MNDWI）、颜色指数（CI）和样本分类的相关性比较高，因此本研究采用这 3 种指数进行研究区多时项农作物的分类。

NDVI 是一种测定光合作用活性的方法，与植被的密度和活力密切相关。正态化减少了地形和大气的影响，并使大范围的同时监测成为可能。NDVI 计算可以将多波段数据变换成一个单独的图像波段，用于显示植被分布，较高的 NDVI 值预示着包含较多的绿色植被。其计算公式如下：

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{Red}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{Red}}$$

式中，NIR 为近红外波段的反射率，Red 为红波段的反射率。

MNDWI 是由徐涵秋[20]在 2005 年提出的，可以增强开阔水域的特征，同时有效地抑制甚至消除建成区噪声以及植被和土壤噪声。水的增强程度越高，对开阔水域的特征提取就越准确，因为建成区、土壤和植被的所有负值都被明显地抑制甚至去除。其计算公式如下：

$$\mathrm{MNDWI} = \frac{\mathrm{Green} - \mathrm{MIR}}{\mathrm{Green} + \mathrm{MIR}}$$

式中，Green 为绿波段的反射率，MIR 为中红外波段的反射率。

Pouget 等[21]在 1990 年提出了颜色指数（CI）算法来区分田间土壤，低值的 CI 已被证明与高浓度的碳酸盐或硫酸盐的存在有关，而高值则与干旱地区的结壳土壤和沙子有关。在大多数情况下，CI 提供与 NDVI 互补的信息，用于历时分析，有助于更好地理解土壤表面的演变。其计算公式如下：

$$\mathrm{CI} = \frac{\mathrm{Red} - \mathrm{Green}}{\mathrm{Red} + \mathrm{Green}}$$

式中，Red 为红波段的反射率，Green 为绿波段的反射率。

1.5　影像分类方法

遥感图像通过亮度值或像元值的高低差异及空间变化来表示不同地物的差异，这是区分不同图像农作物的物理基础[22]。识别动态变化的地表覆盖通常需要应用多时相数据[23-27]，地物在时间序列上的变化差异可以用于区分地物[28]，一般的分类方法主要有监督分类与非监督分类两种。常用的监督分类方法包括最大似然[29]、神经网络（N N）[30-31]、支持向量机（SVM）[32-33]；常用的非监督分类方法包括 ISODATA（一种重复自组织数据分析技术）、K- 均值、模糊 c- 均值（FCM）[34-35]和比例空间技术。由于研究区获得的地面数据、影像数量和类型、作物类型的不同，不同地物分类方法的应用各不相同，没有一致的分类模式。SVM、决策树自动阈值和随机森林 3 种分类方法。

SVM 是由 Vapnik 等[36]于 1995 年提出，该方法是一种建立在统计学习理论基础上的机器学习算法。支持向量机算法在于寻找一个超平面，该超平面可以将训练集中的数据分开，且与类域边界的边沿垂直于该超平面方向的距离最大，从而达到最大的泛化能力。决策树自动阈值分类方法是基于回归树（CART）模型来实现分类。CART 算法提供了一种非参数判别多数据层之间的统计关系，以产生一个二进制的决策树。对 ROI 样本进行分析，生成 ENVI 决策树工程文件。随机森林分类方法最早由 Leo Breiman 和 Adele Cutler 提出。随机森林是通过集成学习的思想将多棵树集成的一种算法，其基本单元为决策树，随机森林集成了所有的分类投票结果，将投票次数最多的类别指定为最终的输出。

1.6　精度检验

精度检验采用的是建立混淆矩阵，计算制图精度、用户精度、总体精度及 Kappa 系数，用于

比较分类结果，本研究使用地表真实感兴趣区计算混淆矩阵。

总体分类精度等于被正确分类的像元总和除以总像元数，制图精度是分类器将影像正确分为某一类的像元数与该类真实参考像元总数的比，用户精度是正确分到某一类的像元总数与分类器将影像的像元分为该类的像元总数的比[22]。

1.7 技术路线

本研究选取3—11月的Sentinel-2卫星数据，经过辐射定标及大气校正之后重采样为ENVI格式数据并计算每景数据的3种遥感指数NDVI、MNDWI、CI，根据地面调查数据建立感兴趣区，将感兴趣区分为训练区与验证区。采用SVM的分类方法对不同月份的单景数据及时相数据的不同组合进行分类；融合NDVI、MNDWI、CI 3种遥感指数，采用SVM、决策树自动阈值、随机森林的分类方法进行分类；最后进行精度评价与结果分析。技术路线图见图4。

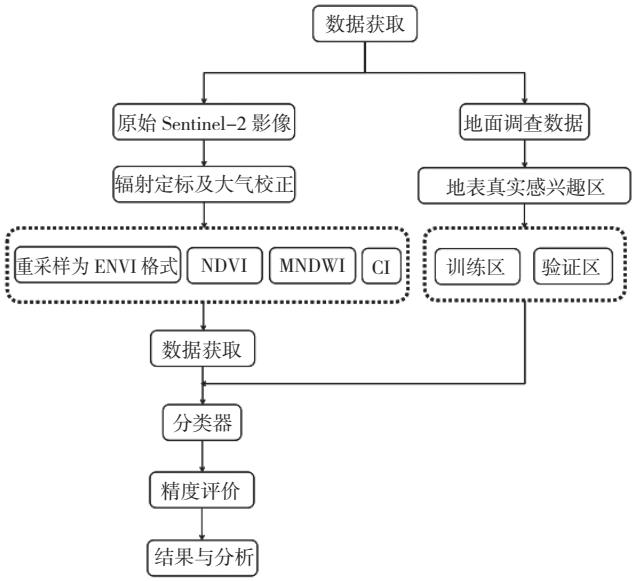


图4 技术路线图

Fig. 4 Technology roadmap

2 结果与分析

2.1 遥感指数分析

分别对3—11月的Sentinel-2卫星数据构建MNDWI、CI、NDVI 3种遥感指数，构建不同农作物在时相上的遥感指数变化曲线，结果见图5、图6、图7。由图5可知，水域的MNDWI指数在全时间段大于0，而其他地物的值基本上均小于0，在MNDWI指数上，水域与其他地物差别明显，

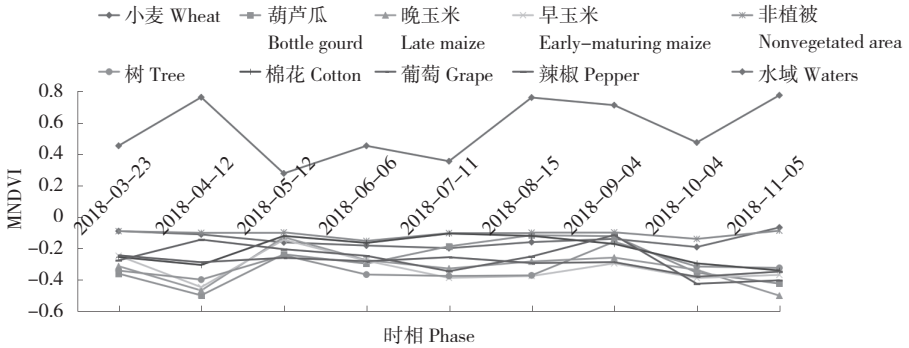


图5 MNDWI变化折线

Fig. 5 Line chart of MNDWI change

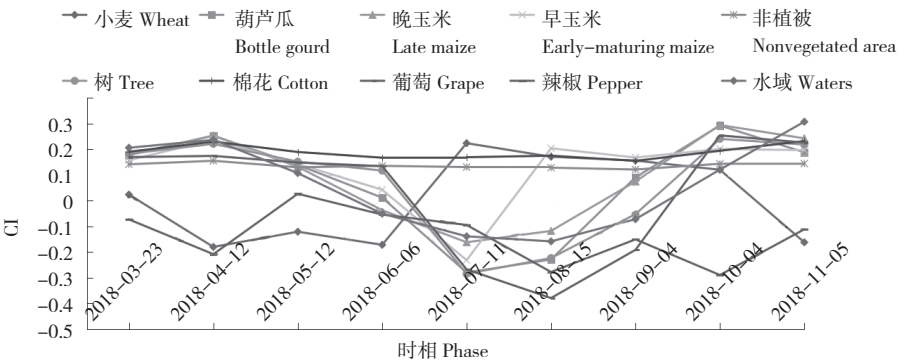


图6 CI变化折线

Fig. 6 Line chart of CI change

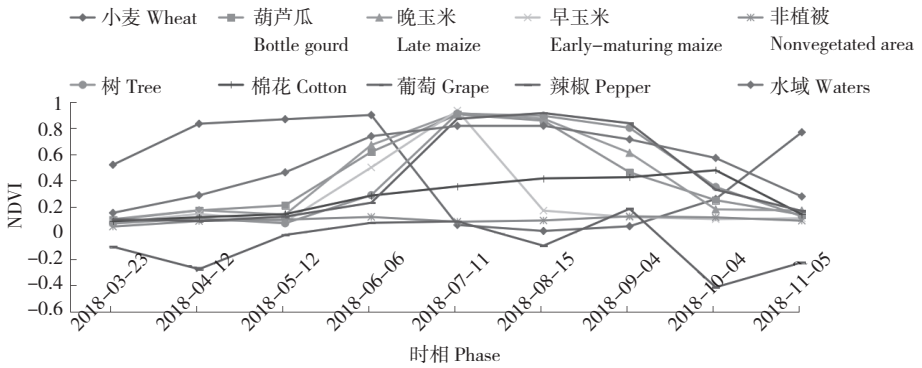


图 7　NDVI 变化折线

Fig. 7　Line chart of NDVI change

因此，可以利用 MNDWI 值有效的区分出水域。由图 6 可知，非植被区域在全时间段的 CI 变化较小，在全时序基本呈现一条直线，葡萄地存在不变的裸土，因此与非植被区域特征差别较小，其他地物在时序上变化明显，小麦在 4 月份的 CI 明显小于 –0.018；辣椒与棉花在 8 月份的 CI 明显小于 –0.12。由图 7 可知，水域的 NDVI 值是所有地物里最小的，与其他地物差别明显；春小麦在 3—4 月播种，7 月份左右收割，从 3 月份春小麦的 NDVI 值不断增长与春小麦的生长方式符合，到 7 月份春小麦的 NDVI 值急速下降，这是由于 7 月份是春小麦成熟及收获时期，因此可以根据这个特征区分出春小麦；由于新疆种植的玉米品种较多，本研究只区分在 8 月份左右收割的早玉米和 10 月份左右收割的晚玉米，对于早玉米在 7—8 月间 NDVI 值急速下降，可以由该特征区分出早玉米；树的 NDVI 值在全时相的变化较平缓，总体上是先增长再下降的趋势；棉花、晚玉米、葫芦瓜、辣椒的生育期较相近，NDVI 值的区别也较小，但从 NDVI、MNDWI 来看还是存在一定区别。

2.2　不同时相分类精度比较

采用 SVM 的分类方法分别对 3—11 月的 Sentinel–2 卫星数据进行分类，分类精度见表 2，由制图精度来看，晚玉米、辣椒、葡萄在 10 月份的分类精度最高，非植被在 6 月份的分类精度最高，早玉米在 8 月份的分类精度最高，葫芦瓜在 7 月份的分类精度最高，小麦和树在 4 月份的分类精度最高，棉花在 9 月份的分类精度最高，水域在 3 月份的分类精度最高。由用户精度来看，辣椒在 9 月份的分类精度最高，葡萄在 5 月份的分类精度最高，早玉米、非植被在 8 月份的分类精度最高，晚玉米、葫芦瓜、树、棉花在 7 月份的分类精度最高，小麦在 4 月份的分类精度最高，水域在 9 月份的分类精度最高。由总体精度及

表 2　不同时相分类结果精度评价

Table 2　Accuracy evaluation of different phase classification results（%）

影像日期 Image date	精度 Accuracy	辣椒 Pepper	葡萄 Grape	早玉米 Early-maturing maize	晚玉米 Late maize	葫芦瓜 Bottle gourd	小麦 Wheat	棉花 Cotton	树 Tree	非植被 Nonvegetated area	水域 Waters
2018-03-23	制图精度	41.25	40.92	0.30	9.38	0.64	92.22	88.22	68.90	58.44	99.64
	用户精度	4.11	78.83	0.06	11.40	0.25	100.00	87.05	57.85	69.93	96.63
2018-04-12	制图精度	48.75	37.06	2.09	7.44	0.00	95.53	80.56	69.18	63.24	99.22
	用户精度	3.50	46.34	4.19	13.58	0.00	100.00	77.27	56.36	87.23	99.59
2018-05-12	制图精度	46.25	46.92	0.30	0.16	24.09	93.26	91.71	67.53	56.79	98.70
	用户精度	1.99	95.81	0.06	0.48	18.84	100.00	87.21	49.47	84.92	98.56
2018-06-06	制图精度	71.67	39.96	3.74	12.62	74.48	88.50	93.75	67.33	91.75	97.69
	用户精度	6.87	95.06	2.99	31.14	34.79	99.76	91.12	63.67	77.75	98.83
2018-07-11	制图精度	77.08	75.30	36.47	3.46	95.79	94.45	97.58	67.88	89.25	99.11
	用户精度	9.20	96.80	17.44	71.74	39.57	65.05	97.23	79.41	97.63	99.23
2018-08-15	制图精度	70.42	67.41	87.14	26.30	48.09	76.54	97.36	61.51	74.15	98.82
	用户精度	32.01	94.73	36.71	69.34	35.71	42.11	96.09	20.45	97.86	95.57
2018-09-14	制图精度	66.25	29.25	57.55	24.72	61.61	78.56	98.55	65.89	65.96	99.13
	用户精度	40.56	91.28	9.81	69.72	28.87	49.09	87.96	73.38	97.05	99.95
2018-10-04	制图精度	87.08	85.22	53.36	48.93	21.46	64.86	96.57	60.55	76.35	98.17
	用户精度	19.44	95.59	8.90	54.43	35.34	75.03	95.28	74.85	93.60	95.66
2018-11-05	制图精度	53.33	22.73	0.00	0.68	0.32	87.68	86.28	63.56	81.38	97.54
	用户精度	3.92	49.62	0.00	1.62	0.80	99.47	82.10	32.97	79.48	92.60

Kappa 系数来看，7 月份的分类效果最好，总体精度达到 91.05%，Kappa 系数达到 0.8518。总体来说，作物在生长丰富的月份分类效果相对较好，在生长前期特征较不明显，分类效果相对较差。

2.3 时相数据的不同组合分类精度比较

对 3—11 月的 Sentinel-2 卫星数据进行不同形式的组合之后采用 SVM 的分类方法进行分类，分类精度见表 3。分析数据不同叠加方式之后的分类效果，3 月份加 8 月份的叠加分类效果明显，比 3 月份加 4 月份的叠加分类效果要好，总体精度要高 13.3%。这是由于农作物物候生长期的影响，3、4 月份大部分农作物仍未生长，地块处于撂荒状态，差异较小，而 7、8 月份是农作物生长丰富的月份，与 3、4 月份形成鲜明的差异，不同农作物物候期的差别，数据叠加之后会形成变化差异，有利于区分不同农作物。而对于 3 景、4 景、9 景数据的叠加并不能提高分类精度，这是由于相近月份农作物生长变化不明显，特征变化较小，多余信息并不能较好的提高分类效果，相反会带来更多的噪音影响分类的准确性。

由表 3 可知，3 月份以及 8 月份单景 NDVI 数据的分类效果都较差，这是由于同种农作物长势不同，NDVI 的值有高有低，物候期相近的农作物 NDVI 值的范围交叉严重，单景 NDVI 数据的分类错分严重，逐景增加 NDVI 数据，总体精度逐步提高，当增加到 10 月份 NDVI 数据时，总体精度达到最高为 92.25%，Kappa 系数达到 0.8736，继续增加 11 月得 NDVI 数据，总体精度有所降低，这是由于 11 月份大部分农作物已经收割，地块差异不明显，增加 11 月份数据并不能提高分类效果。

表 3 分类精度比较

Table 3 Comparison of classification accuracy

影像数据 Image data	总体精度 Overall accuracy(%)	Kappa 系数 Kappa coefficient
2018-03-23	75.64	0.5972
2018-04-12	71.32	0.5164
2018-05-12	78.29	0.6352
2018-06-06	84.39	0.7375
2018-07-11	91.05	0.8518
2018-08-15	87.42	0.7915
2018-09-14	82.62	0.6961
2018-10-04	88.86	0.8145
2018-11-05	75.10	0.5772
2018-03-23、2018-04-12	79.44	0.6604
2018-03-23、 2018-08-15	92.74	0.8800
2018-03-23、2018-07-11、2018-11-05	92.66	0.8763
2018-04-12、2018-07-11、2018-10-04	92.51	0.8748
2018-03-23、2018-06-06、2018-08-15、2018-10-04	91.98	0.8664
3—11 月	91.98	0.8679
3 月 NDVI	71.50	0.4215
3—4 月 NDVI	71.67	0.4609
3—5 月 NDVI	74.79	0.5305
3—6 月 NDVI	84.67	0.7341
3—7 月 NDVI	90.30	0.8391
3—8 月 NDVI	90.20	0.8399
3—9 月 NDVI	90.92	0.8513
3—10 月 NDVI	92.25	0.8736
3—11 月 NDVI	92.22	0.8728

2.4 不同分类方法的分类精度比较

融合 3—11 月的 MNDWI 与 NDVI 数据之后，分别采用 SVM 分类方法、随机森林分类方法、决策树自动阈值分类方法进行分类，对比 3 种不同分类方法，SVM 的分类结果分类精度最高，总体精度达到 94.19%，Kappa 系数达到 0.9024，总体精度比随机森林分类方法提高 3.36%，比决策树自动阈值分类方法提高 4.32%（表 4）。

表 4 不同分类方法分类精度比较

Table 4 Comparison of classification accuracy among different classification methods

分类方法 Classification Method	总体精度 Overall accuracy(%)	Kappa 系数 Kappa coefficient
决策树自动阈值 Auto threshold of decision tree	88.97	0.8151
随机森林 Random forest	90.83	0.8461
支持向量机 Support vector machine	94.19	0.9024

2.5 分类结果

由于水位的变化，水域范围也存在变化，因此采用单景数据提取水域范围。由遥感指数分析所得，本研究采用 3 月份 CI 小于 –0.012 且 MNDWI 大于 0.15 利用决策树提取水域范围；由于田埂范围较窄，容易与地物误分，因此在支持向量机分类之后继续采用遥感指数结合决策树的分类方法将田埂剔除，对于小麦地，采用 4 月份的 CI 小于 –0.018 将田埂剔除；对于辣椒地及棉花地，采用 8 月份 CI 小于 –0.12，将田埂剔除。最终分类结果的分类精度达到 94.49%，Kappa 系数达到 0.9077，最终分类结果见图 8。

由表 5 可知，辣椒的制图精度达到 92.08%，但用户精度较低，有部分棉花被错分为辣椒；葡萄的用户精度达到 99.68%，但制图精度较低，有部分葡萄被错分为非植被与棉花；非植被的制图精度到达 100%，用户精度为 89.76%，有部分葡

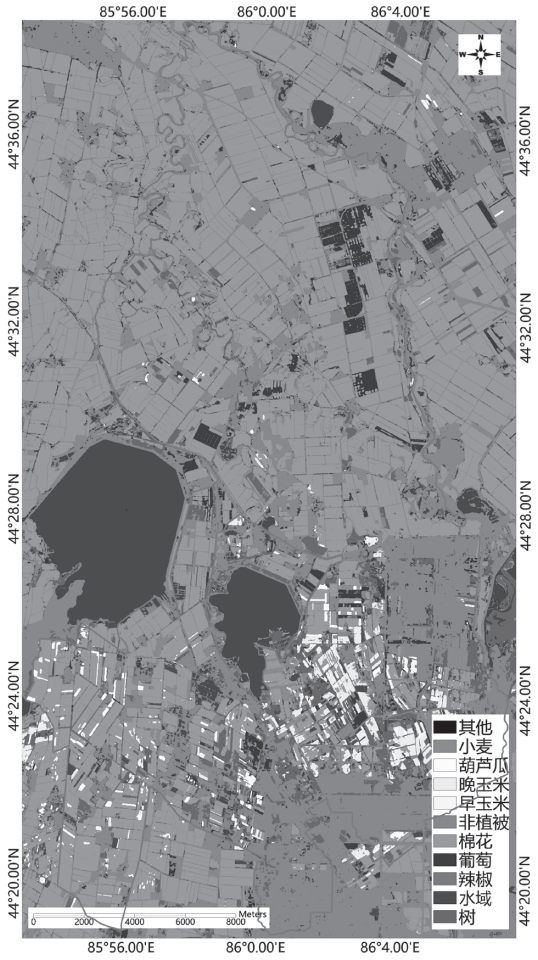


图 8　分类结果

Fig. 8　Classification results

萄与棉花被错分为非植被；早玉米的制图精度达到 97.61%，用户精度为 74.89%，有部分葫芦瓜被错分为早玉米；晚玉米制图精度为 59.93%，用户精度为 71.72%，有部分晚玉米被错分为棉花，有部分棉花和树被错分为晚玉米；葫芦瓜的分类精度较低，一方面原因是地面真实调查数据较少，另一方面是与棉花和玉米较难区分；小麦的分类较低较高，主要是小麦与其他农作物物候期差异较大，易于区分；树的制图精度为 68.15%，用户精度为 82.3%，有部分树被分为棉花与晚玉米，棉花的制图精度为 97.66%，用户精度为 96.82%；水域的分类效果较好。

3　讨论

针对单一农作物在不同时相的分类精度不同，这是由于农作物物候期的差异，当某种地物在某个时期与其他农作物差异较大时，相应的分类精度就有所提高，这是提取该农作物的较为重要时期，有利于单一农作物提取的研究。时相数据的组合方式不同，分类精度有所差异，对于原始波段的叠加，时相的增加能够提高分类精度，这与李庆等[6]的研究结果一致，然而原始波段不经选择的叠加会造成数据的相似，产生数据冗余并造成更多的噪音，从而降低分类精度，因此，多时相分类应注意关键信息的提取。白燕英等[13]的研究结果表明时间序列的 NDVI 具有较高的时间分辨率，能够突出不同作物的物候特征及其变化，从而提高作物分类精度。然而，仅使用 NDVI 进行分类并不能完全区分所有地物，这也是单一遥感指数在分类上的局限性。针对特定的地物提取可以研究特定的波段组合计算指数进行分类，因此，对于地表覆盖的分类最好结合多种遥感指数，魏鹏飞等[8]结合 3 种遥感指数 NDVI、EVI 和 WDRVI 进行作物分类，吕红梅等[7]结合归一化植被指数和地表水分指数进行作物分类，都取得了较好的分类结果。李庆等[6]采用随

表 5　分类结果混淆矩阵

Table 5　Confusion matrix of classification results

类别 Category	辣椒 Pepper	葡萄 Grape	非植被 Nonvegetated area	早玉米 Early-maturing maize	晚玉米 Late maize	葫芦瓜 Bottle gourd	小麦 Wheat	树 Tree	棉花 Cotton	水域 Waters	总数 Total	用户精度 User accuracy
辣椒 Pepper	221	33	0	0	0	0	0	0	188	0	442	50.00
葡萄 Grape	0	9347	0	0	0	0	0	0	29	1	9377	99.68
非植被 Nonvegetated area	19	1140	13771	0	1	4	67	1	308	31	15342	89.76
早玉米 Early-maturing maize	0	0	0	653	0	219	0	0	0	0	872	74.89
晚玉米 Late maize	0	0	0	0	1144	236	0	209	6	0	1595	71.72
葫芦瓜 Bottle gourd	0	0	0	0	0	694	0	0	811	0	1505	46.11
小麦 Wheat	0	0	0	0	0	0	2708	0	0	0	2708	100.00
树 Tree	0	128	0	16	1	1	0	995	36	32	1209	82.30
棉花 Cotton	0	769	0	0	763	104	0	255	57573	0	59464	96.82
水域 Waters	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5552	5552	100.00
总数 Total	240	11417	13771	669	1909	1258	2775	1460	58951	5616	98066	
制图精度 Prod. acc.	92.08	81.87	100.00	97.61	59.93	55.17	97.59	68.15	97.66	98.86		

机森林进行影像方法，吕红梅等[7]利用决策树分类方法提取早稻种植区，李振[9]采用面向对象的决策树分类方法研究森林类型的自动识别，魏鹏飞等[8]采用决策树分层分类方法成功提取作物种植空间分布，然而，对于决策树阈值分类，不管是人为判断阈值还是自动阈值分类或者随机森林分类，都无法准确的界定区分农作物之间的阈值，这是阈值分类固有的缺陷，本研究结合 NDVI、MNDWI、CI 3 种遥感指数进行分类有效提取了研究区主要农作物的种植分布情况。

4 结论

通过对不同时相分类精度比较可知，在研究区域内，7 月份是区分农作物最佳时相；通过时相数据的不同组合的分类精度比较，多时相分类精度明显高于单景数据分类，采用 3—10 月的 NDVI 数据叠加之后分类效果较好，总体精度达到 92.25%，Kappa 系数达到 0.8736，相对于仅使用 3 月份 NDVI 数据分类的分类精度，总体精度提高了 20.75%；结合 NDVI、MNDWI、CI 3 种遥感指数之后采用 SVM 的分类方法可以有效区分研究区的农作物。

参考文献（references）：

[1] HUGO D N B, LEILA M G F, MARCEL S, THALES S K, PHILIPPE R, IEDA D A S, PEDRO J L, PATRICK H. Detailed agricultural land classification in the Brazilian cerrado based on phenological information from dense satellite image time series[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2019, 82:e101872. doi:10.1016/j.jag.2019.05.005.

[2] LI H P, ZHANG C, ZHANG S Q, PETER M A. Crop classification from full-year fully-polarimetric L-band UAVSAR time-series using the Random Forest algorithm[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2020, 87:e102032. doi:10.1016/j.jag.2019.102032.

[3] ESLAM F, MOHSEN N R, SAYED M A. Classification of some strategic crops in Egypt using multi remotely sensing sensors and time series analysis[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 2019, 22(3): 263-270. doi:10.1016/j.ejrs.2019.07.002.

[4] DEEPA N, GANESAN K. Multi-class classification using hybrid soft decision model for agriculture crop selection[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 30(4):1025-1038. doi:10.1007/s00521-016-2749-y.

[5] NOBUYUKI K, HIROSHI T, WANG X F, REI S. Crop classification using spectral indices derived from Sentinel-2A imagery[J]. *Journal of Information and Telecommunication*, 2020, 4(1):67-90. doi:10.1080/24751839.2019.1694765.

[6] 李庆, 史敏伟. 基于随机森林的多时相 Landsat8 土地利用分类研究[J]. 信息技术与信息化, 2019(7):181-183. doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2019.07.059.
LI Q, SHI M W. Study on land use classification of multitemporal Landsat 8 based on random forest[J]. *Information Technology and Informatization*, 2019(7):181-183. doi:10.3969/j.issn.1672-9528.2019.07.059.

[7] 吕红梅,李栩滨. 基于决策树模型分类多时相早稻信息提取研究[J]. 福建地质, 2019,38(2):141-148.
LYU H M, LI X B. Study on information extraction of multi-temporal early rice based on decision tree model classification[J].*Geology of Fujian*,2019(7):181-183.

[8] 魏鹏飞, 徐新刚, 杨贵军, 李中元, 王建雯, 陈帼. 基于多时相影像植被指数变化特征的作物遥感分类[J]. 中国农业科技导报, 2019,21(2):54-61. doi:10.13304/j.nykjdb.2018.0063.
WEI P F, XU X G, YANG G J, LI Z Y, WANG J W, CHEN G. Remote sensing classification of crops based on the change characteristics of multi-phase vegetation index[J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2019, 21(2):54-61. doi:10.13304/j.nykjdb.2018.0063.

[9] 李振, 胡慧萍, 杨敏华, 陈鸣 .Landsat-8 多时相遥感影像亚热带森林分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2018,41(9):147-149.
LI Z, HU H P, YANG M H, CHEN M. Forest classification based on landsat-8 multi-temporal remote sensing image[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2018, 41(9):147-149.

[10] 申怀飞. 基于遥感多时相影像的南海北部湾地区地物分类与识别方法研究[D]. 南京: 南京大学, 2018.
SHEN H F.Research on classification and recongnition methods of objects based on mulit-temporal remote sensing images in Beibu Gult of the South China Sea[D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.

[11] MARAIS SICRE C, FIEUZAL R, BAUP F. Contribution of multispectral (optical and radar) satellite images to the classification of agricultural surfaces[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2020, 84:e101972. doi:10.1016/j.jag.2019.101972.

[12] DEEPA N, GANESAN K. Hybrid rough fuzzy soft classifier based multi-class classification model for agriculture crop selection[J]. *Soft Computing*, 2019, 23(21):10793-10809. doi:10.1007/s00500-018-3633-8.

[13] 白燕英, 高聚林, 张宝林. 基于 Landsat8 影像时间序列 NDVI 的作物种植结构提取[J]. 干旱区地理, 2019,42(4):893-901. doi:10.12118/j.issn.1000-6060.2019.04.21.
BAI Y Y, GAO J L, ZHANG B L. Extraction of crop planting structure based on time-series ndvi of landsat 8 images[J]. *Arid Land Geograph*, 2019, 42(4):893-901. doi:10.12118/j.issn.1000-6060.2019.04.21.

[14] 邱鹏勋, 汪小钦, 茶明星, 李娅丽. 基于 TWDTW 的时间序列 GF-1 WFV 农作物分类[J]. 中国农业科学, 2019,52(17):2951-2961. doi: 10.3864/j.issn.0578-1752.2019.17.004.

QIU P X, WANG X Q, CHA M X,LI Y L. Crop identification based on TWDTW method and time series GF-1 WFV[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019, 52(17):2951-2961. doi:10.3864/j.issn.0578-1752.2019.17.004.

[15] 解毅, 张永清, 荀兰, 柴旭荣. 基于多源遥感数据融合和LSTM算法的作物分类研究[J]. 农业工程学报, 2019,35(15):129-137. doi:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.15.017.
XIX Y, ZHANG Y Q, XUN L, CHAI X R. Crop classification based on multi-source remote sensing data fusion and LSTM algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(15): 129-137. doi:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.15.017.

[16] European-Space-Agency (ESA). Sentinel-2 User Handbook; Revision 2; ESA Standard Document[Z]. *Paris, France*: ESA, 2015: 64.

[17] LI J, ROY D P. A Global analysis of Sentinel-2a, Sentinel-2b and Landsat-8 data revisit intervals and implications for terrestrial monitoring[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9: 902.

[18] 谢小曼, 李俐, 张迁迁, 陈琦琦, 朱德海.SAR遥感指数研究进展[J]. 中国农业信息, 2019,31(5):13-24. doi:10.12105/j.issn.1672-0423.20190502.
XIX X M, LI L, ZHANG Q Q, ZHU D H. Research progress of SAR remote sensing index[J]. *China Agricultural Information*, 2019, 31(5):13-24. doi:10.12105/j.issn.1672-0423.20190502.

[19] 汪小钦, 邱鹏勋, 李娅丽, 茶明星. 基于时序Landsat遥感数据的新疆开孔河流域农作物类型识别[J]. 农业工程学报, 2019,35(16):180-188. doi:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.16.020.
WANG X Q, QIU P X,LI Y L, CHA M X. Crops identification in Kaikong River Basin of Xinjiang based on time series Landsat remote sensing images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(16):180-188. doi:10.11975/j.issn.1002-6819.2019.16.020.

[20] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005(5):589-595.
XU H Q. Extraction of water information by improved normalized differential water index (MNDWI)[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005(5):589-595.

[21] ESCADAFAL R, GIRARD M, COURAULT D. Munsell soil color and soil reflectance in the visible spectral bands of landsat MSS and TM data[J]. *Elsevier*, 1989, 27(1):37-46. doi:10.1016/0034-4257(89)90035-7.

[22] 邓书斌. 遥感图像处理方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010:143-144.
DENG S B. Remote sensing image processing method[M]. Beijing: Science Press, 2010: 143-144.

[23] SIACHALOU S, MALLINIS G, TSAKIRI-STRATI M. A hidden markov models approach for crop classification: Linking crop phenology to time series of multi-sensor remote sensing data[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4):3633-3650. doi:10.3390/rs70403633.

[24] SKRIVER H. Crop classification by multitemporal C and L-band single- and dual-polarization and fully polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(6):2138-2149. doi:10.1109/TGRS.2011.2172994.

[25] SONOBE R, TANI H, WANG X F, KOBAYASHI N, SHIMAMURA H. Random forest classification of crop type using multi-temporal TerraSAR-X dual-polari metric data[J]. *Remote Sensing Letters*, 2014, 5(2): 157-164. doi:10.1080/2150704X.2014.889863.

[26] HENITS, JüRRGENS, MUCSI. Seasonal multitemporal land-cover classification and change detection analysis of Bochum, Germany, using multitemporal Landsat TM data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(15):3439-3454. doi:10.1080/01431161.2015.1125558.

[27] HUSSAIN, SHAN. Object-based urban land cover classification using rule inheritance over very high-resolution multisensor and multitemporal data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2016, 53(2):164-182. doi:10.1080/15481603.2015.1122923.

[28] HüTT, WALDHOFF. Multi-data approach for crop classification using multitemporal, dual-polarimetric TerraSAR-X data, and official geodata[J]. *European Journal of Remote Sensing*,2018,51(1):62-74. doi:10.1080/22797254.2017.1401909.

[29] SUN J B, YANG J Y, ZHANG C, YUN W J, QU J Q. Automatic remotely sensed image classification in a grid environment based on the maximum likelihood method[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3-4):573-581. doi:10.1016/j.mcm.2011.10.063.

[30] DIANE M M, EDIT J K, SORAYA R. Neural network classification of remote-sensing data[J]. *Computers and Geosciences*, 1995, 21(3):377-386. doi:10.1016/0098-3004(94)00082-6.

[31] ZENG J ,GUO H F, HU Y M. Artificial neural network model for identifying taxi gross emitter from remote sensing data of vehicle emission[J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2007, 19(4):427-431. doi:10.1016/S1001-0742(07)60071-0.

[32] BROWN M, LEWIS H G, GUNN S R. Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(5):2346-2360. doi:10.1109/36.868891.

[33] HUANG C, DAVIS L S, TOWNSHEND J R G. An assessment of support vector machines for land cover classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(4):725-749. doi:10.1109/36.868891

[34] BARBARA J, STEPHEN J V, BRIAN K S. Fuzzy and isodata classification of landform elements from digital terrain data in Pleasant Valley, Wisconsin[J]. *Geoderma*, 1997, 77(2):137-154. doi:10.1016/S0016-7061(97)00019-0.

[35] PAL S K, GHOSH A, SHANKAR B U. Segmentation of remotely sensed images with fuzzy thresholding, and quantitative evaluation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(11):2269-2300. doi:10.1080/01431160050029567.

[36] CORINNA C, VLADIMIR V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3):273-297. doi:10.1023/A:1022627411411.

(责任编辑　邹移光)