

基于 IHS 变换和 Mean Shift 算法的草地分类研究

康 乐¹, 陈 伟^{1*}, 赵安琳¹, 杨延征²

(1. 国家林业和草原局 华东调查规划设计院, 浙江 杭州 310019;

2. 中国科学院 生态环境研究中心 城市与区域生态国家重点实验室, 北京 100085)

摘 要:为高效估算草地生物量,需要一种方法来提高草地分类精度和降低数据处理时间。该研究基于原始 RGB 图像采用 IHS 变换,进行绿度波段图像的融合,并对融合后的图像进行 Mean Shift 算法分类。结果表明,1)基于 IHS 图像的草地分类,在视觉上与实际地物更为吻合;2)与其他文献方法对比,本研究方法性能优越,精度达到 95% 以上;3)可以批量处理多张图像,提高了数据处理效率。

关键词:草地分类;IHS;Mean Shift;特征向量

中图分类号:S716

文献标志码:A

文章编号:1001-7461(2022)05-0188-06

Grassland Classification Based on IHS Transformation and Mean Shift Algorithm

KANG Le¹, CHEN Wei^{1*}, ZHAO An-lin¹, YANG Yan-zheng²

(1. East China Inventory and Planning Institute, National Administration of Forestry and Grassland, Hangzhou 310019, Zhejiang, China;

2. State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, 100085, Beijing, China)

Abstract: In order to estimate grassland biomass efficiently, a method is needed to improve grassland classification accuracy and reduce data processing time. Firstly, IHS transform was adopted based on the original RGB image, then the green band image was fused, and finally the fused image was classified by mean shift algorithm. Compared with many classification methods, the results showed that 1) the grassland classification based on IHS image was more consistent with the actual features visually. 2) Compared with other methods in literature, this method had superior performance with the accuracy of more than 95%. 3) It could process multiple images in batch, which greatly improved the data processing efficiency.

Key words: grassland classification; IHS; mean shift; feature vector

影像分析技术在植被覆盖、土地分类等方面的研究越来越普遍^[1-4]。为评估放牧场地的发展情况和培育趋势,了解牧场草地的营养价值,牧场管理者需要借助地物分类来估量草地覆盖度。草地分类的研究已有很多,主要体现在大尺度分类上^[5-9],分类方法也多种多样,主要包括指标指示法、多元聚类分析法以及监督分类法等^[7-12]。

IHS 变换在图像融合上的研究很多^[13-14], IHS 变换的优势体现在两个方面,一是 IHS 变换能够分离出独立性较强的波段,二是 IHS 变换后主要波段

可以参与其他图像融合方法,进而提升图像融合后的质量。在视觉上定性描述色彩时,采用 IHS 系统则更为直观^[16]。王柳等^[17]研究了 2 种地形图分色方案直接用 RGB 和 IHS 进行分色,通过比较 2 种分色方案的效果,在 IHS 空间分色的效果较好;沈世旻^[18]基于 IHS 变换进行图像增强提高车牌识别的精度;Mean shift 算法在视频跟踪和图像识别方面有广泛的应用^[19-21]。邹志强^[22]以颜色特征、纹理特征为 Mean shift 算法主要参数识别草地内部结构和障碍物,为割草机器人识别草地和障碍物提供

收稿日期:2021-08-15 修回日期:2021-12-07

基金项目:国家自然科学基金(41801181)。

第一作者:康 乐,硕士,工程师。研究方向:森林经营管理、林草资源监测及自然保护地理论。E-mail: hdybhc@163.com

*通信作者:陈 伟,博士,高级工程师。研究方向:林业信息化。E-mail: lajiao.1225@163.com

了决策支撑;付勇等^[23]采用核带宽度自适应调整的 Mean shift 算法,能够根据物体的移动和大小锁定目标;陈伟等^[24-26]采用 Mean shift 算法对机载点云数据进行森林结构参数提取,提取结果优于其他常规方法^[27]。草地分类的方法很多,主要分为监督分类和非监督分类。宏观尺度监测草地类型或草地生物量采用非监督分类较多,并且能够整体客观评价草地相关指标^[28-30]。Mean shift 算法作为非监督分类方法,具有在草地分类的独特优势,可根据分类的尺度要求,合理调整特征向量和核带宽度,实现更精

细化分类。

1 材料与方法

1.1 研究数据

2019 年 6—9 月,对内蒙古草地放牧控制样区进行野外观测工作。观测内容包括草地冠层光谱、草地覆盖度和叶绿素含量等。共获取了 230 个重复观测的样点数据,样点的分布见图 1。结合收集到的 2019 年 Hyperion 高光谱数据,开展植被覆盖度与放牧变化监测方面的研究工作。

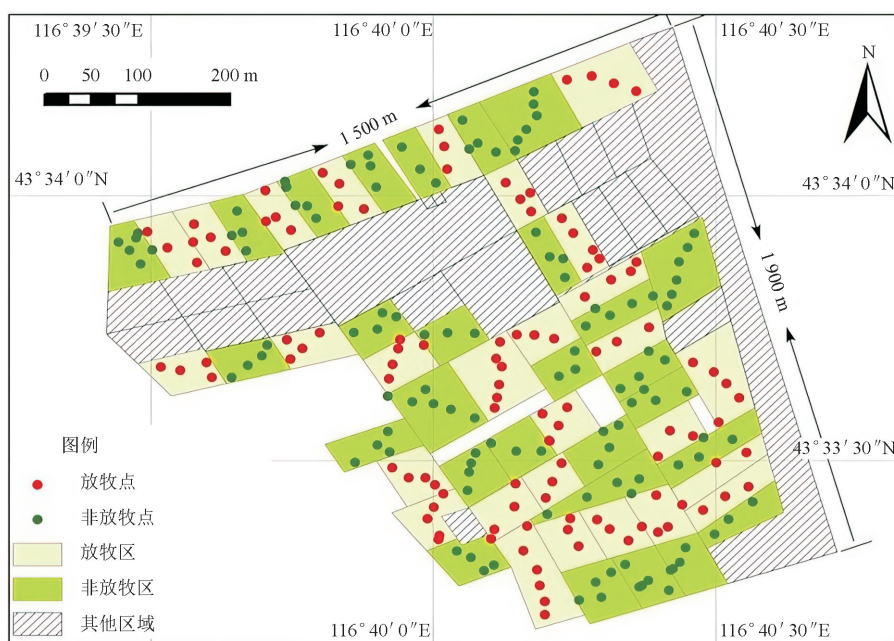


图 1 草地样区 230 个样点的分布

Fig. 1 The distribution of 230 sample points in grassland region

1.2 原理和方法

Mean shift 算法是基于概率密度函数的估算过程,其计算过程就是图像像素根据设定的特征向量向概率密度大的方向聚类,直到函数收敛为止^[31]。

对一个概率密度函数 $f(x)$,已知 d 维空间中 n 个采样点 $x_i (i=1, \dots, n)$, $f(x)$ 的核函数的估计可以写成

$$\hat{f}_K(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) w(x_i) \quad (1)$$

式中: $w(x_i) \geq 0$ 是赋给采样点 x_i 的权重, $K(\cdot)$ 表示核函数, h 为带宽。核函数 $K(x)$ 与其轮廓函数 $k(x)$ 满足 $k(x) = k(\|x\|)^2$, 轮廓函数 $k(x)$ 的负导数记为 $g(x)$, 即 $g(x) = -k'(x)$, 其对应的核函数是 $G(x) = g(\|x\|^2)$ 。求解 Mean shift 向量的过程实质上就是求核函数概率密度的过程

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) w(x_i)} \quad (2)$$

式中, $m_h(x)$ 为 Mean shift 向量公式。

给定初始点 x , 核函数 $G(x)$ 以及容许误差 ϵ , Mean Shift 算法将循环执行下面 3 个步骤,直到满足结束条件:

- 1) 计算 $m_h(x)$ 。
- 2) 把 $m_h(x)$ 赋给 x 。
- 3) 如果 $\|m_g(x) - x\| \leq \epsilon$, 结束循环, 否则继续执行步骤 1)。

特征向量是草地分类的“识别码”, 不同类别的地物其特征向量的属性不同。

1.3 图像变换和融合

图像变换和融合的目的是进行图像增强, 突出目标地物的波段或特征信息。根据 RGB 转换 IHS 颜色空间转换公式, 分别转换成 I (表示亮度或强度)、 H (表示色调)、 S 单波段图像 (饱和度), IHS 颜色空间 I 、 H 、 S 具有相对独立性。归一化植被指数 (NDVI) 是植被生长状态及植被覆盖度的最佳指示因子, 公式中表示为 N_{DVI} , 被认为是全球植被和生

态环境变化的有效指标^[32-33]。

$$N_{DVI} = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \quad (3)$$

式中: N_{DVI} 为归一化植被指数, ρ_{NIR} 为近红外波段的反射值, ρ_R 为红光波段的反射值。

由于 RGB 图像没有近红外波段, 可使用“绿度”指标近似代替 N_{DVI} ^[34]。

$$G_{reen} = \frac{\rho_G - \rho_R}{\rho_G + \rho_R} \quad (4)$$

式中: G_{reen} 为绿度, ρ_G 为绿色波段的反射值, ρ_R 为红光波段的反射值。

1.4 方法设计

由图 2 可见, 对原 RGB 始影像进行 2 次计算: 一是采用 IHS 变换得到 IHS 图像, 二是根据绿度计算公式提取绿度波段图像; 其次对 IHS 图像和绿度图像进行波段融合, 得到具有四波段的融合图像, 为下一步的图像聚类分析提供了丰富的波段信息; 然后, 确定特征向量和核带宽度, 以 Mean shift 算法对融合图像进行分类; 最后对分类结果进行验证和精度评价。

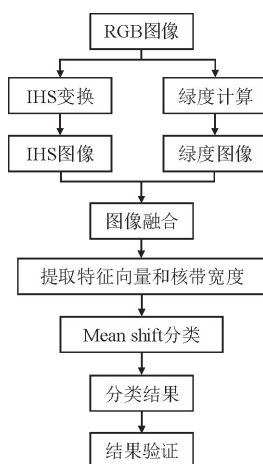


图 2 总体技术流程

Fig. 2 Overall technical flow chart

特征向量和核带宽度是 Mean shift 算法主要参数, 是决定图像聚类质量的关键因素。本研究取融合图像 (i, h, s) 作为空间特征向量 x_s , 带宽为 h_s ; 绿度为植被指数向量 $x_{绿}$, 带宽为 $h_{绿}$ 。采用高斯核函数。以核函数 $G(x)$ 和带宽 h 估计密度函数为

$$G_G(x) = \frac{C}{h_s^3 h_{绿}} g\left(\left\|\frac{x_s}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left|\frac{x_{绿}}{h_{绿}}\right|\right) \quad (5)$$

式中: h 为核窗宽; C 是归一化参数; x 为特征向量。

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K_G(x) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n K_G(x) w(x_i)} = \frac{C}{h_s^3 h_{绿}} \frac{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x_s - x_i}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left|\frac{x_{绿} - x_i}{h_{绿}}\right|\right) W(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x_s - x_i}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left|\frac{x_{绿} - x_i}{h_{绿}}\right|\right) W(x_i)} \quad (6)$$

确定带宽后, 利用 Mean shift 算法进行迭代计算, 在迭代过程中可得到多个稳态点 (即峰值), 把趋向某个稳态点的像素归于一类, 并做好标记, 最终得到分类结果 (图 3)。

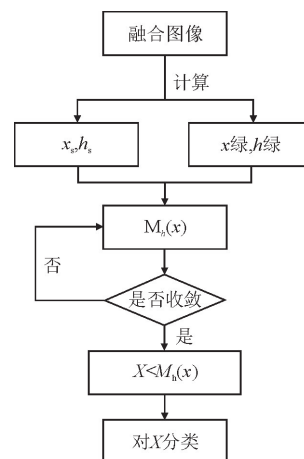


图 3 Mean shift 算法流程

Fig. 3 Flow chart of Mean shift algorithm

1.5 试验验证

Mean shift 聚类的计算过程是在 Matlab (The math works: natick, MA, USA) 平台上进行的。考虑到标准 Mean shift 算法的运行时间随整个数据集的大小呈指数增长。如果我们直接把 Mean shift 方法应用到批量图像数据处理, 是非常耗时和低效的。因此, 为了提高计算效率, 有必要采用多进程并行计算方式。

2 结果与分析

2.1 图像变换和图像融合

由图 4 可见, 图 4A 为原始 RGB 波段图像, 通过绿度公式波段计算得到绿度波段图像 (图 4B), RGB 图像通过 IHS 变换得到 IHS 图像 (图 4C), 绿度图像和 IHS 图像融合得到图像 (图 4D)。融合后的图像包含了 I、H、S 和绿度 4 个波段, 草地纹理较为清晰, 对比度较强。

2.2 Mean shift 算法分类

基于 Mean shift 算法对融合图像进行聚类分析, 聚类到同一稳态点的像素记为 $\{N_i\}$ 。每个 N_i 包括一类点集, 为了区分不同的聚类地物, 聚类分割后地物标签标识。图 5 为土壤、草地、其他 3 种类型, 地物特征比较明显, 能够直观分辨出分类后的地物形态。由于试验期间草地常绿, 所以草地和土壤能够明显区分, 其他类型主要是历年积累在地表的枯死植被, 对土壤精准识别有一定的干扰性, 但对草地的分类精度影响不大。

2.3 参数与灵敏度分析

Mean shift 算法的核半径 h 以及控制参数都要

取合理的值。通过试验发现,核带宽度 $h=0.3$ 时,Mean shift 算法聚类结果变化不敏感,迭代次数和收

敛允许误差分别设置在 9 和 0.000 1,该方法对参数的变化不敏感。该方法所使用的具体参数见表 1。

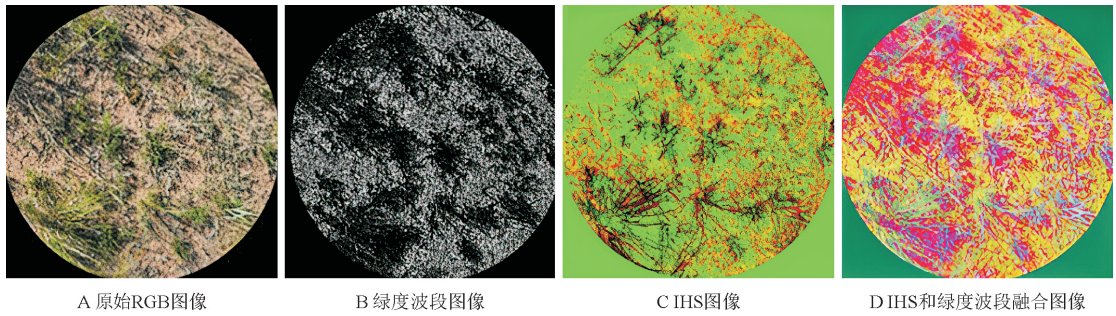


图 4 图像转换及融合结果

Fig. 4 The flow chart of image fusion

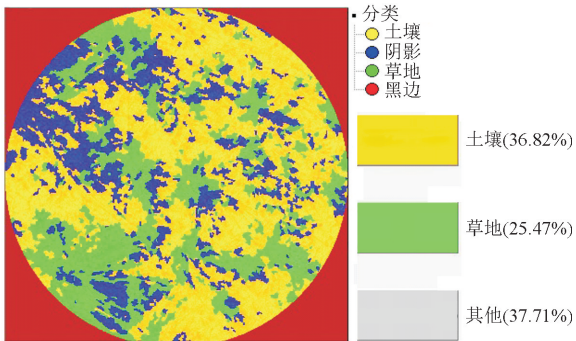


图 5 对融合图像进行 Mean shift 分类

Fig. 5 Mean shift classification of fused images

表 1 试验参数

Table 1 Experimental parameters

参数	值
Mean shift 算法迭代次数	9
收敛容许误差	0.000 1
核带宽度	0.3
细小碎片最大像素点	500

2.4 图像精度分析

为验证图像分割分类精度,对 10 个样地的所有

草地进行试验。为了定量评估检测结果的准确性,在 10 个样地将识别的草地覆盖率和实测草地覆盖率进行比较。依据文献[35],真阳性(TP)、假阴性(FN)和假阳性(FP)可分别表示真实草地覆盖率、未识别草地覆盖率和误识别的草地覆盖率。可以用“召回率”(recall, $r = T_p / (T_p + F_n)$)表示地物检测率和“准确率”(precision, $p = T_p / (T_p + F_p)$)表示检测到草地正确性,来评估检测精度^[36]。由表 2 可见,平均召回率为 94.5%,平均准确率为 95.0%。表 3 列出了本研究方法与常规 Mean shift 方法(基于 RGB 图像)结果比较,显示本方法召回率提高了 5.4%,准确率提高 5.2%。

表 4 对比其他常规主流方法与本研究方法的聚类分析效果。除了“召回率”(Recall)和“准确率”(Precision)这 2 个指标外,还使用 F 值($F\text{-Score} = \text{准确率} \times \text{召回率} \times 2 / (\text{准确率} + \text{召回率})$)(F 值即为准确率和召回率的调和平均值)来评价总体检测精度。与其他方法相比,本研究具有更好的总体识别指标,即召回率和准确率都高于其他方法,从 F 值也能看出总体识别精度较高并且指标稳定。

表 2 草地识别精度

Table 2 Grassland recognition accuracy

样方编号	实测草地	识别草地	TP	FP	FN	召回率	准确率
YD01	21.9	20.3	19.4	0.9	2.5	0.886	0.956
YD02	26.6	24.5	23.7	0.8	2.9	0.891	0.967
YD03	29.8	33.2	29.1	4.1	0.7	0.977	0.877
YD04	41.6	40.4	38.5	1.9	3.1	0.925	0.953
YD05	47.7	49.2	47.3	1.9	0.4	0.992	0.961
YD06	38.7	36.9	35.8	1.1	2.9	0.925	0.970
YD07	46.3	47.5	45.4	2.1	0.9	0.981	0.956
YD08	25.8	23.9	22.6	1.3	3.2	0.876	0.946
YD09	26.8	27.3	26.1	1.2	0.7	0.974	0.956
YD10	27.7	28.2	26.8	1.4	0.9	0.968	0.950
合计	332.9	331.4	314.7	16.7	18.2	0.945	0.950

表 3 本方法与常规 Mean shift 算法比较

Table 3 Comparison between this research method and conventional Mean shift algorithm

样地号	实测草地	本研究方法				常规 Mean shift 方法			
		识别草地	真阳性	召回率	准确率	识别草地	真阳性	召回率	准确率
YD01	21.9	20.3	19.4	0.886	0.956	20.1	18.4	0.840	0.915
YD02	26.6	24.5	23.7	0.891	0.967	23.5	21.7	0.816	0.923
YD03	29.8	33.2	29.1	0.977	0.877	33.5	27.1	0.909	0.809
YD04	41.6	40.4	38.5	0.925	0.953	40.1	37.8	0.909	0.943
YD05	47.7	49.2	47.3	0.992	0.961	45.1	42.3	0.887	0.938
YD06	38.7	36.9	35.8	0.925	0.970	35.9	34.8	0.899	0.969
YD07	46.3	47.5	45.4	0.981	0.956	47.5	44.4	0.959	0.935
YD08	25.8	23.9	22.6	0.876	0.946	23.9	22.1	0.857	0.925
YD09	26.8	27.3	26.1	0.974	0.956	29.3	24.1	0.899	0.823
YD10	27.7	28.2	26.8	0.968	0.950	31.2	23.8	0.859	0.763
合计	332.9	331.4	314.7	0.945	0.950	330.1	296.5	0.891	0.898

表 4 不同识别方法的精度比较

Table 4 Comparison of accuracy of different identification methods

Method	识别草地	真阳性	召回率	准确率	F
本研究方法	331.4	314.7	0.945	0.950	0.947
Mean shift 方法	330.1	296.5	0.891	0.898	0.894
区域生长方法	324.7	283.2	0.851	0.872	0.861
k-means 方法	357	301	0.904	0.843	0.873

3 结论与讨论

基于 IHS 的图形分割结果与地物实际形态比较吻合,采用的 Mean shift 算法不仅考虑颜色因子,同时也把植被特征因子考虑进去,提高了图像分类的精度。

1)IHS 图像三分量具有相对独立性, I 可以明显区分阴影与非阴影的类别; H 能很好地区别草地与枯草之间的色彩差别,进一步把草分为绿草和枯草,但仅靠 H 还不能很好地分离出绿草和枯草,还需考虑纹理及 I 和绿度的阈值范围; S 体现了色彩的纯洁性,可提取几何顶点的端元波谱,通过二维散点图量测图像光谱的空间可分离度。

2)绿度是区分植被与非植被的有效指数,也被称为归一化绿红差值指数 NGRDI (normalized green-red difference index),可替代 NDVI 估算草地覆盖度。随着手机拍照和无人机航拍可见光图像的广泛应用,基于 RGB 绿度计算方式会更便捷,通过与 IHS 图像融合可进一步加强草地的辨识度及其他地物的可分离性,从而提高估算草地覆盖度的工作效率。

3)Mean shift 算法能够很好地区分不同地物类型,但固定 Mean shift 算法在运行的时候需要不断试验才能达到预期的目标,工作量巨大。自适应 Mean shift 算法从微观精准识别草地的关键算法,

下一步将研究自适应 Mean shift 在草地分类的应用。

参考文献:

- [1] 胡鸿,许延丽,鞠洪波,等. 基于遥感影像的福建省长汀县级植被覆盖变化监测及分析[J]. 南京林业大学学报:自然科学版, 2019,43(3):96-102.
HU H,XU Y L,JU H B,*et al.* Monitoring and analysis of county-level vegetation cover change in Changting, Fujian based on remote sensing images[J]. Journal of Nanjing Forestry University, Natural Sciences Edition, 2019, 43(3): 92-102. (in Chinese)
- [2] 王克奇,彭熙雯,张怡卓,等. 基于改进 U-Net 的高光谱农林植被分类方法[J]. 森林工程, 2022,38(1):58-66.
- [3] 多化豫,高峰,李福胜,等. 基于图像处理的木片与树皮的新识别参数研究[J]. 西北林学院学报, 2015,30(1):207-210.
DUO H Y,GAO F,LI F S,*et al.* Approaching to the new identification parameter on wood and bark based on image processing[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2015, 30(1):207-210. (in Chinese)
- [4] 邓懿. 森林植被遥感分类研究进展探析[J]. 中国科技信息, 2020(8):74-75.
- [5] 杨静雅,李新国,闫凯,等. 基于遥感与像元二分模型的新疆和静县草地植被覆盖度时空变化特征研究[J]. 西北林学院学报, 2017,32(1):210-217.
YANG J Y,LI X G,YAN K,*et al.* Temporal and spatial variation characteristics of grassland vegetation coverage in Hejing of Xinjiang based on remote sensing and dimidiate pixel model [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2017, 32(1): 210-217. (in Chinese)
- [6] 凌成星,刘华,纪平,等. 基于无人机影像 VDMI 指数的植被覆盖度估算: 以陕西神木防护林工程研究区为例[J]. 森林工程, 2021,37(2):57-66.
- [7] 李增元,王培,胡兴宗,等. 不同草地分类方法对北京山区灌草丛草地分类的比较研究[J]. 草地学报, 1991,1(1):78-92.
- [8] REN J,HU Z,ZHAO J,*et al.* A grassland classification system and its application in China[J]. The Rangeland Journal,

- 2008,30(2):199-209.
- [9] BRUUN H H, EJRN S R. Classification of dry grassland vegetation in Denmark[J]. *Journal of Vegetation Science*, 2010, 11(4):585-596.
- [10] 李春光. 基于IDL的青海湖流域草地分类及其生物量监测遥感系统开发与应用[D]. 济南:山东农业大学, 2015.
- [11] 温庆可, 张增祥, 刘斌, 等. 草地覆盖度测算方法研究进展[J]. *草业科学*, 2009, 26(12):30-36.
- [12] 丁肖. 基于Android平台提取草地植被覆盖度的方法研究[D]. 南京市:南京信息工程大学, 2017.
- [13] 吴连喜, 王茂新. 一种基于IHS变换的改进型图像融合的算法[J]. *农业工程学报*, 2003, 19(6):163-166.
WU L X, WANG M X. Improved algorithm of image fusion based on IHS transform[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2003, 19(6):163-166. (in Chinese)
- [14] 王华伟. 基于IHS变换的多光谱和全色图像融合算法研究[D]. 成都:西南交通大学, 2016.
- [15] 孙丹峰, 李红. 遥感影像融合与分类在城市边缘带扩展监测中应用研究[J]. *中国农业大学学报*, 2002, 7(1):65-70.
SUN D F, LI H. Study of remotely sensed image fusion and classification applied to urban fringe expansion[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2002, 7(1):65-70. (in Chinese)
- [16] 邱人元. 基于HIS彩色空间的遥感图像融合方法研究[D]. 厦门:厦门大学, 2011.
- [17] 王柳, 张过, 王海涛. RGB/IHS地形图分色方法比较[J]. *信息技术*, 2002(2):44-45.
WANG L, ZHANG G, WANG H T. RGB/HIS color space of map color separation using[J]. *Information Thchnology*, 2002(2):44-45. (in Chinese)
- [18] 沈世曼. 计算机视觉和模式识别在车牌识别中的应用[D]. 武汉:华中科技大学, 2004.
- [19] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24(5):603-619.
- [20] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1995, 17(8):790-799.
- [21] 朱胜利. Mean Shift及相关算法在视频跟踪中的研究[D]. 杭州:浙江大学, 2006.
- [22] 郅忠强. 割草机器人草地内部状况识别研究[D]. 郑州:中原工学院, 2018.
- [23] 付勇, 何明一, 刘超. Mean Shift目标跟踪核函数宽度的自适应调整[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(17):243-245.
FU Y, HE M Y, LIU C. Adaptive adjustment of kernel bandwidth for Mean Shift object tracking[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(17):243-245. (in Chinese)
- [24] 陈伟, 杨敏华, 洪奕丰, 等. 基于机载LiDAR和Mean Shift算法提取森林密度[J]. *西南交通大学学报*, 2015, 50(6):1156-1163.
CHEN W, YANG M H, HONG Y F, *et al.* Extraction of forest density based on airborne LiDAR and Mean Shift algorithms[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2015, 50(6):1156-1163. (in Chinese)
- [25] CHEN W, HU X, CHEN W, *et al.* Airborne LiDAR remote sensing for individual tree forest inventory using trunk detection-aided Mean Shift clustering techniques[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(7):1078.
- [26] CHEN W, HU X, HONG Y, *et al.* Mean Shift-based clustering in airborne laser scanning data for 3D single-tree detection in forested areas[J]. *Journal of Residuals Science & Technology*, 2016, 13(6):123.
- [27] HU X, CHEN W, XU W. Adaptive mean shift-based identification of individual trees using airborne LiDAR data[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(2):148.
- [28] 郭芬芬, 范建容, 边金虎, 等. 基于MODIS NDVI时间序列数据的藏北草地类型识别[J]. *遥感技术与应用*, 2011, 26(6):821-826.
GUO F F, FAN J R, BAIN J H, *et al.* Grassland types identification based on time-series MODIS NDVI data in Northern Tibet[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(6):821-826. (in Chinese)
- [29] 刘占宇, 黄敬峰, 吴新宏, 等. 草地生物量的高光谱遥感估算模型[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(2):111-115.
LIU Z Y, HUANG J F, WU X H, *et al.* Hyperspectral remote sensing estimation models for the grassland biomass[J]. *Transactions of The Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, 22(2):111-115. (in Chinese)
- [30] LI F, CHEN W, ZENG Y, *et al.* Improving estimates of grassland fractional vegetation cover based on a pixel dichotomy model: a case study in Inner Mongolia, China[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(6):4705.
- [31] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24(5):603-619.
- [32] 曾涛, 杨武年, 黎小东, 等. 面向对象的高空间分辨率遥感影像信息提取——汶川地震城市震害房屋案例研究[J]. *自然灾害学报*, 2010(5):81-87.
ZENG T, YANG W N, LI X D, *et al.* Information extraction of object-oriented high resolution remote sensing image: a case study on urban damaged buildings in Wenchuan earthquake[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2010(5):81-87. (in Chinese)
- [33] 唐伟, 赵书河, 王培法. 面向对象的高空间分辨率遥感影像道路信息的提取[J]. *地球信息科学*, 2008(2):257-262.
- [34] LI W, GUO Q, JAKUBOWSKI M K, *et al.* A new method for segmenting individual trees from the lidar point cloud[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2015, 78(1):75-84.
- [35] GOUTTE C, GAUSSIER E. A probabilistic interpretation of precision, recall and F-score, with implication for evaluation[M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005:345-359.