

不同特征信息对 TM 尺度冬小麦面积测量精度影响研究

朱秀芳, 贾 斌, 潘耀忠*, 顾晓鹤, 韩立建, 张宇泉

(北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京师范大学资源学院, 北京 100875)

摘 要: 充分挖掘遥感数据信息, 改善作物识别环境, 一直是农作物遥感监测的重要工作。以往研究表明最佳波段组合、纹理信息和植被指数信息可以在一定程度上提高分类精度, 但这些手段是否一定可以提高作物识别的精度, 不同分类器对不同特征信息组合的响应是否一致等都是值得探讨的问题, 也是目前研究甚少的问题。为此, 该文将平均值 (Mean)、方差 (Variance)、均一性 (Homogeneity)、反差 (Contrast)、相异性 (Dissimilarity)、熵 (Entropy)、角二阶矩 (Angular Second Moment)、灰度相关 (Correlation) 7 种纹理信息以及比值植被指数 (RVI)、土壤调整植被指数 (SAVI)、重归一化植被指数 (RDVI)、植被液态水含量指数 (NDWI)、有效叶面积植被指数 (SLAVI) 5 种植被指数信息分别加入到 TM 多光谱数据中, 同时还进行了最佳波段选择, 利用最小距离、最大似然和支持向量机 3 种方法进行分类提取小麦, 研究了不同特征信息对小麦测量精度的影响。结果表明: 该试验区内最佳波段 5、4、3 组合, 纹理信息和植被指数信息的加入, 对小麦面积测量精度的提高没有贡献; 同一个特征信息组合对不同的分类器影响不同。在实际小麦面积测量的操作中, 作业员不应该盲目的加入特征信息。选用何种信息不仅仅和研究区本身的性质有关, 还和使用的分类器有关。

关键词: 特征信息; 小麦面积测量; 最佳波段; 植被指数; 纹理; TM 影像

中图分类号: S127; TP274

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2007)9-0122-08

朱秀芳, 贾 斌, 潘耀忠, 等. 不同特征信息对 TM 尺度冬小麦面积测量精度影响研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 122 - 129.

Zhu Xiufang, Jia Bin, Pan Yaozhong, et al. Effects of various feature information on the accuracy of winter wheat planting area measurement[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 122- 129. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

遥感信息覆盖范围大、探测周期短, 利用遥感数据进行农作物识别已经被广泛的应用于区域农业管理和农业研究中^[1-3]。但遥感数据记录的是传感器限定波段范围内地物的反射或辐射特征^[4], 任何自然界中的观测对象都与周围的环境存在互相依存互相制约的关系, 任何像元反映出的光谱特征都受到多种因素的影响, “同谱异物”、“异物同谱”的现象时有发生, 因此如何充分挖掘遥感数据信息, 改善作物识别环境, 一直是农作物遥感监测的重要工作。

目前很多研究表明, 纹理信息可以帮助提高遥感信息提取的精度和准确性^[5-8]。例如安斌等(2002)在《纹理特征在多光谱图像分类中的应用》一文中指出: 在地

物的反射光谱比较接近时, 纹理信息对于正确区分不同的地物是很有用的^[9]。姜青香等(2003)采用纹理分析方法, 通过确定熵的最佳阈值, 将光谱易混淆的菜地和耕地分割开来, 从而得到较好的分类结果^[10]。

另外也有研究表明, 植被指数的定量测量可以表明植被活力, 有助于增强遥感的解译能力, 并已作为一种遥感手段被广泛应用于作物识别和作物预报等方面^[11]。例如: 刘良云等(2002)利用可见、近红外的植被指数和热红外遥感的两个温度波段信息, 成功地对北京小汤山精准农业示范区内生长旺盛小麦、稀疏小麦、池塘水体、水草、淤泥和裸露土壤等 6 种地物进行了分类, 指出利用植被指数和温度波段信息进行地物分类是可行的^[12]。国红(2003 年)将常用的 10 种植被指数用于内蒙古地区鄂托克前旗苦豆子分类, 结果显示植被指数图像的假彩色合成用于苦豆子分类, 在分类精度上都大于原始各波段组合假彩色合成图像^[13]。

多信息复合的确可以突出有用的专题信息, 消除和抑止无关的信息, 改善目标识别的图像环境^[14]。但是过多的无用信息也会增加图像的不确定性和模糊性。为此, 本文将平均值 (Mean)、方差 (Variance)、均一性 (Homogeneity)、反差 (Contrast)、相异性 (Dissimilarity)、熵 (Entropy)、角二阶矩 (Angular

收稿日期: 2006-06-27 修订日期: 2007-04-16

基金项目: 教育部新世纪优秀人才计划资助

作者简介: 朱秀芳 (1982-), 女, 宁夏人, 从事土地覆盖遥感监测研究。北京 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 100875。Email: zxf@ires.cn

*通讯作者: 潘耀忠 (1965-), 男, 内蒙呼和浩特人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事遥感、地理信息系统在自然地理学、生态学、自然灾害中的应用研究。北京 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 100875。Email: pyz@ires.cn

Second Moment)、灰度相关(Correlation) 7 种纹理信息以及比值植被指数(RVI)、土壤调整植被指数(SAVI)、重归一化植被指数(RDVI)、植被液态水含量指数(NDWI)、有效叶面积植被指数(SLAVI) 5 种植被指数信息分别加入到 TM 多光谱数据中, 同时还进行了最佳波段的选择, 利用最小距离(Minimum Distance, Min), 最大似然(Maximum Likelihood, MLC) 和支持向量机(Support Vector Machine, SVM) 3 种方法进行提取小麦, 研究不同特征信息对小麦测量精度的影响, 以期解决以下几个问题: 纹理信息和植被指数信息加入原始 TM 的 7 个波段进行分类是否一定可以提高小麦的测量精度, 是否可以减少单次分类的误差和波动、加快收敛速度, 各种特征信息对不同分类器的响应是否一致。

1 研究区及其数据

1.1 研究区

研究区位于山东省滕州市的西北角($116^{\circ}52'19''\sim 117^{\circ}02'23''E$, $35^{\circ}02'53''\sim 35^{\circ}11'09''N$), 是全国商品粮生产基地。春季作物以小麦和大蒜为主, 地貌类型主要是

平原, 同时伴有少量山地。区内既有大面积连片种植的小麦区域, 也有地块破碎种植结构复杂的套种区域(小麦和大蒜混种), 这种典型的种植结构代表了中国平原地区小麦种植的基本情况, 为本研究提供了理想的试验条件。图 1 是研究区 SPOT-5 和 TM 真彩色合成影像。

1.2 数据及预处理

研究区数据(见图 1)包括 TM 影像(接收时间 2005 年 3 月 16 日, 分辨率 30 m, 大小 510 行 \times 510 列)、SPOT-5 影像(接收时间 2004 年 11 月 24 日, 分辨率 10 m, 大小 1530 行 \times 1530 列)以及野外实际调查数据(调查时间为 2005 年 4 月 6 日~17 日, 共 213 个点, 图 1 中红色的点即为 GPS 调查点)。

对 TM 和 SPOT 影像进行了预处理, 包括: 辐射校正、几何精校正, 以及两期图像的配准, 保证误差在一个像元之内, 最终将投影类型转换为: UTM, WGS84。为了与遥感影像相一致, GPS 数据经检验后也转为同样的投影类型。11 月下旬山东省小麦处于分蘖时期, 大蒜处于苗期, 光谱差异很容易区分(见图 1a), 3 月上旬小麦返青, 中旬起身, 而大蒜此时已长成蒜苗, 从 TM 影像上看, 该时段蒜苗很多已经被收割(图 1b)。

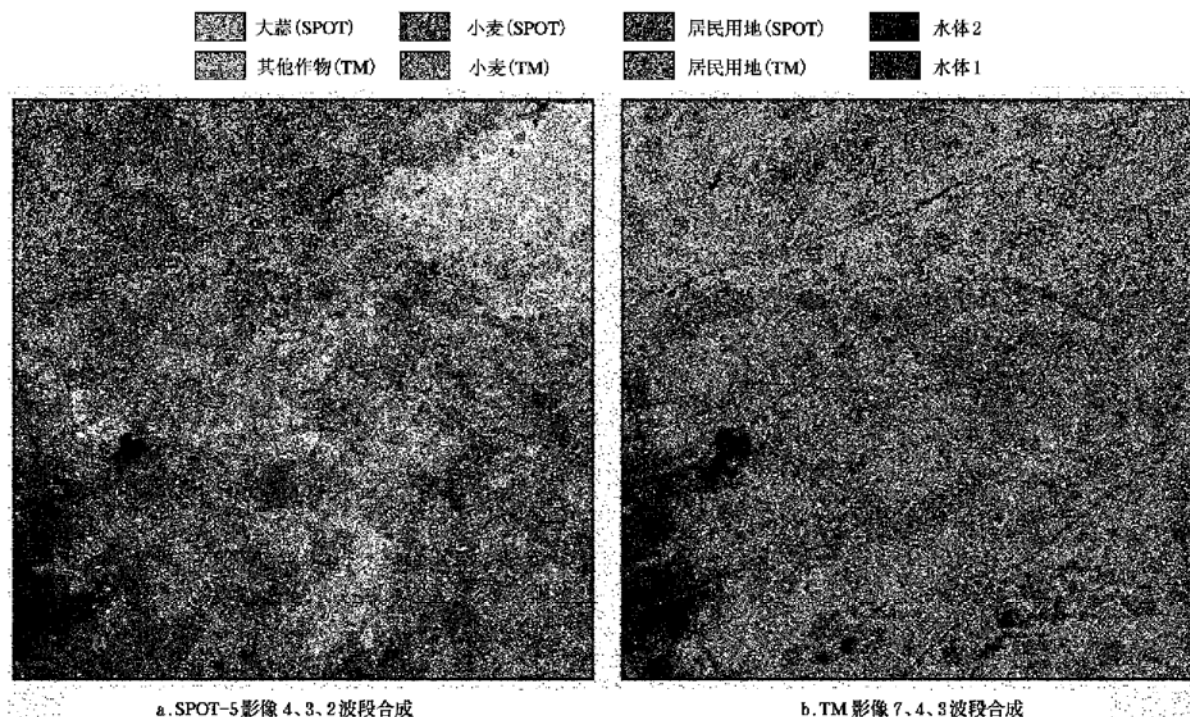


图 1 研究区影像

Fig. 1 Images of study areas

2 技术流程

研究的技术流程如图 2 所示, 整个过程主要包括 4

个部分: 样本空间的确定, TM 影像不同特征信息提取, 不同特征信息组合下最小距离、最大似然和支持向量机 3 种方法的冬小麦提取, 结果比较与分析。

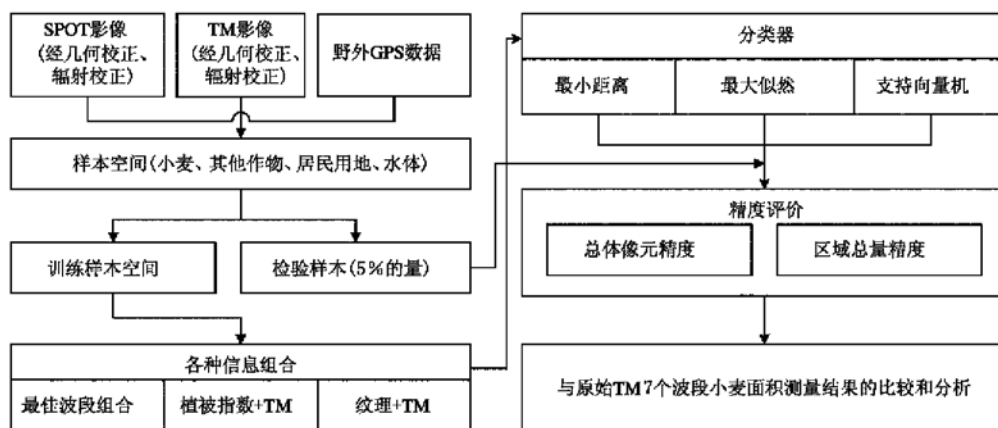


图2 冬小麦面积测量技术流程图

Fig. 2 Technical flowchart of winter wheat planting area measurement

2.1 样本空间的确定

为了保证充足的训练样本,采取了在野外GPS和高分辨率影像(10 m分辨率SPOT)支持下,直接从TM图像上提取标准样本集的方法。同时,为了避免因不同作物生长期带来的遥感时相上的地物类型差异,同一生长期作物长势不同带来的光谱差异,本研究采取以下步骤最终获得了本研究所需的标准样本集空间。

1) 结合野外GPS,对TM和SPOT影像分别利用最大似然法进行分类。根据实际情况,将研究区分为小麦、裸地(包括:居民用地、道路、休耕地等)、水体和其他作物4类。有关研究^[15, 16]表明利用最大似然分类时要求每个类型的训练样本个数至少是本身数据维数(波段数)的10~30倍,才能够正确描述地物类型的均值和方差,因此本文对各种地物类型分别选用了超过波段数30倍的样本数进行最大似然分类,最后通过目视解译反复修正分类结果。

2) 将10 m SPOT分类结果合并成30 m分辨率的分类结果。合并原则:在合并的9个像元中类型最多且面积百分比大于50%的定义为合并后像元的类型。

3) 提取标准样本数据区

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\} \quad (1)$$

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\} \quad (2)$$

$$2 = T \cap P \quad (3)$$

本研究设计了式(1)到式(3)的算法最终获得了理想标准样本数据集。式中: T 表示TM分类结果的集合, P 表示SPOT分类的30 m分辨率合成结果的集合, k 表示分类的次数(即集合中元素的个数,为了保证样本数据的准确性,在实际操作,本研究分别对TM和SPOT进行了10次分类,即 k 取值为10), S 为集合 T 和

P 的交集,表示最终的标准样本数据。

4) 对 S 进行反复目视纠正,剔除任何不能完全确定类型的像元,最终得到标准样本数据区图像。最终结果(163752个像元)占整幅TM研究区的62.9%,其中小麦样本75648个、其他作物15025个、裸地67088个、水体5991个。经检验地物类型与野外GPS点完全一致,只有漏分、没有错分。

2.2 最佳波段的选择

最佳波段应该是信息含量大且类间可分性好的波段,为此本研究中分两步进行最佳波段的选择:①比较各波段组合的信息含量:对TM数据任意3个波段的35种组合分别计算了协方差矩阵值^[17],最佳波段指数(OIF)^[18],并进行了排序,值越大排序越靠前,表示该波段组合包含的信息越丰富,且波段间的相关性越低。②比较可分性:计算4种地物类型中任意两地物类型在各个波段组合内的离散度和J-M距离^[19]并求和,并进行了排序,值越大表示该波段组合对这四种地物具有最好的可分性。综合两次的排序结果,综合排名处在第一位的是TM 543波段组合。同时,本文还做出了一致区内4种地物所有训练样本在TM影像的7个波段的分布情况(见图3),从图中可以看出4种地物在7个波段上的光谱特征普遍存在互相交叉重叠的情况,波段5、波段4上小麦、水体和其它作物光谱差异相比其它波段来说是最大的,波段1、2、3、7对4种地物的区分能力相当,波段6最差。另外,相关研究表明^[20, 21],3个可见光波段(即波段1、2、3)之间的相关性很高,信息彼此重叠很多,两个中红外波段(即第5、7波段)之间的相关性也很高。综上,本文选择第3、4、5波段为最佳波段组合。

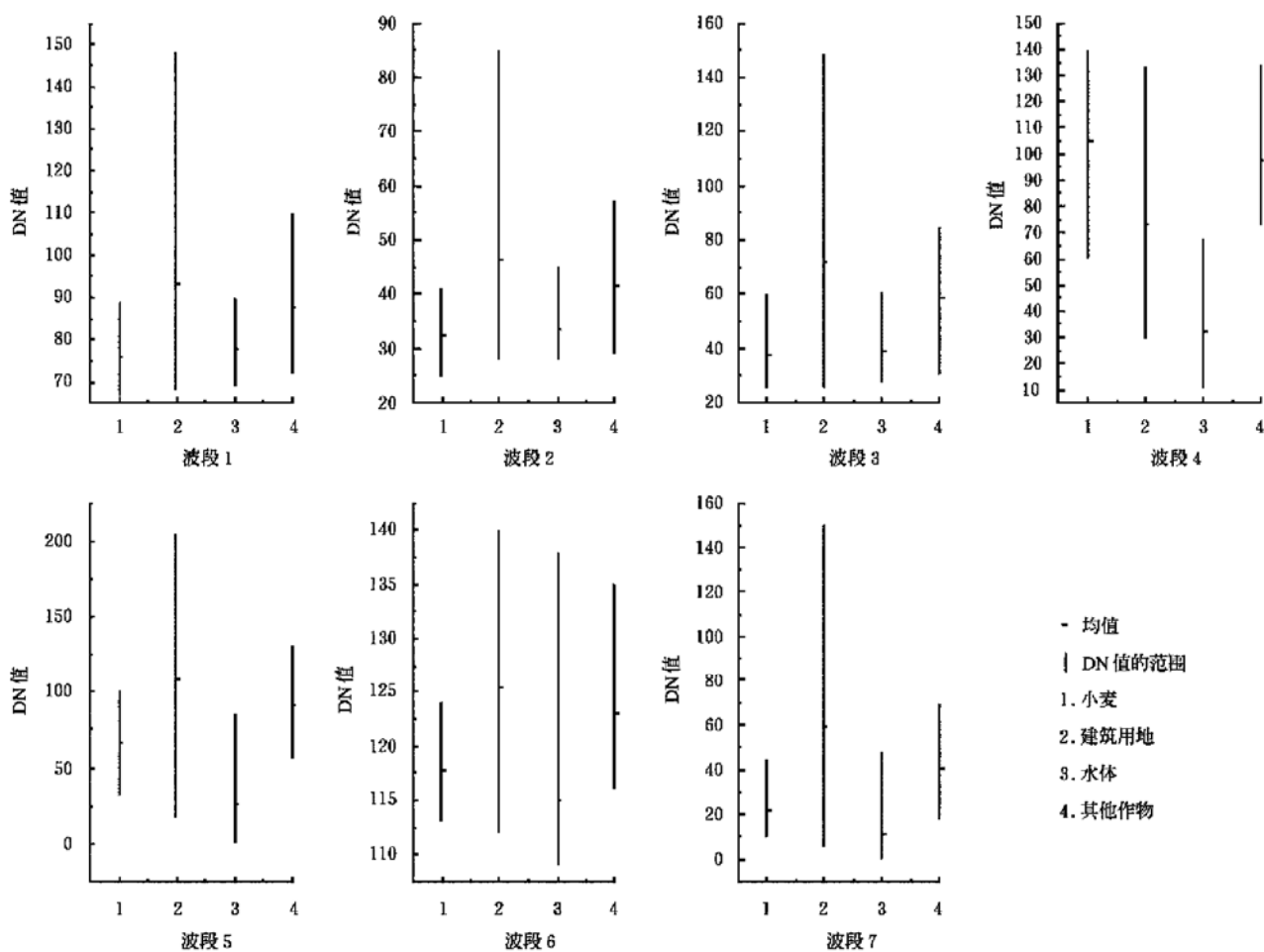


图3 TM 各个波段 4 种地物的 DN 值的特征图

Fig. 3 DN eigenvalues of four objects with seven TM multispectral bands

2.3 纹理信息提取

在目前的图像纹理特征计算方法中, Haralick 等提出的灰度共生矩阵计算方法应用最为广泛^[22]。灰度共生矩阵(空间灰度相关方法)通过对图像灰度级别之间联合条件概率密度 $p(i, j/d, \theta)$ 的计算表示纹理特征。 $p(i, j/d, \theta)$ 表示在给定空间距离 d 和方向 θ 时, 灰度 i 为始点, 出现灰度级为 j 的概率^[23]。Haralick 等一共定义了 14 种纹理特征的计算方法, 本文主要选用了其中平均值 (Mean)、方差 (Variance)、均一性 (Homogeneity)、反差 (Contrast)、相异性 (Dissimilarity)、熵 (Entropy)、角二阶矩 (Angular Second Moment)、灰度相关 (Correlation) 7 种常用的方法来计算图像纹理特征^[24], 在 ENVI4.1 软件下以 3×3 窗口生成灰度共生矩阵, 提取纹理信息。

2.4 植被指数信息提取

目前已发展起来的植被指数有 40 多个^[10], 每一个植被指数都有它对绿色植被的特定表达方式, 但事实上有些只是对以前植被指数变相的重复, 虽然针对特定应

用的那个对象或者特定的数据计算结果稍好一点, 但不能作为植被指数做进一步的推广^[25]。为此, 本文选用了应用范围最广, 具有较强普适性的六种植被指数: 归一化植被指数 (NDVI)、比值植被指数 (RVI)、土壤调整植被指数 (SAVI)、重归一化植被指数 (RDVI)、植被液态水含量指数 (NDWI)、有效叶面积植被指数 (SLAVI) 进行研究。

2.5 不同影像特征信息组合对小麦识别精度影响试验

将提取出的各种纹理信息和植被指数信息依次分别加入到 TM 影像的多光谱波段中, 利用 IDL 程序在样本空间中分层随机抽取不同数量 (0.5%, 1%, 10%, 20%, 30%, 40%) 的样本数据作为训练样本, 同时利用最小距离、最大似然和支撑向量机 (核函数为径向基函数 (Radial Basis Function)) 3 种方法对试验区不同特征信息组合下的 TM 遥感影像进行分类, 类别包括小麦、水体、居民用地和其他作物 4 种。同时为了减少随机误差, 每个样本量下做了 5 次试验, 一共得到 450 张分类图。

3 结果比较和分析

在提取的样本数据中,利用 IDL 程序对每个地物类别分层随机抽取 5% 的样本作为检验样本(六种方法使用同一套检验样本),选取评价指标对各种分类方法在不同样本量下的结果进行精度评价和比较。

3.1 评价指标的选择

小麦识别精度的好坏应该从空间位置和面积总量两个角度出发,因此,本研究在比较和分析各种信息组合对小麦识别精度影响时选用了总体精度(Overall Accuracy, OA)和样本区域内小麦面积总量精度(Wheat Area Accuracy, WAA, 见公式(4))两个指标,这里要特别强调的是本研究中求解小麦面积总量精度时是在样本区内而非整个研究区内进行的,因为整个研究区内没有真实的小麦种植面积,而样本区内有提取出的可靠的小麦像元 75648 个,可以视为真实值进行小麦面积精度的评价。

$$WAA = 1 - \frac{|A_i - A_0|}{A_0} \times 100\% \quad (4)$$

式中 A_0 ——样区内小麦的真实像元个数 75648;
 A_i ——TM 影像上提取出的小麦像元个数。

3.2 各特征信息对小麦测量精度影响比较

3.2.1 精度比较

根据不同样本量下,最小距离、最大似然和支持向量机 3 种方法,在各种特征信息组合下分类得到的总体像元精度与仅利用 TM 原始影像分类得到的总体像元精度之差作出的柱状图。根据不同样本量下,最小距离、最大似然和支持向量机 3 种方法,在各种特征信息组合下分类得到的小麦面积总量精度与仅利用 TM 原始影像分类得到的小麦面积总量精度之差作出的柱状图。图中,纵坐标表示不同样本量,横坐标为精度值。坐标左侧数据表示差值为负,说明该特征信息组合下 5 次试验结果的精度小于利用原始 TM 7 个波段提取的波动,反之则大于。从图 4 上可以直观的看出,绝大多数柱状图都在纵坐标的左侧(即差值小于零),说明对于该试验区在原始 TM 多光谱 7 个波段中加入各种纹理信息和植被指数信息不但没有提高小麦识别的精度,多数情况下反而是降低了。

各种特征信息组合对不同分类器识别小麦的能力影响是不同的。例如对于最小距离来说, TM 543 三个波段组合可以提高最小距离分类的位置精度,但却降低了小麦测量的面积精度,而且在最大似然和支持向量机两种方法中, TM 543 三个波段组合的小麦位置精度和面积精度都降低了。又比如对三种分类器小麦测量影响最大的特征信息组合是不同的,对最小距离法、最大似然

和支持向量机影响最大的特征信息组合分别是反差(Contrast)、角二阶距(Angular Second Moment)和 TM 543 波段组合,降低的小麦位置精度分别是 9.09%、8.85% 和 3.12%,降低的小麦总量精度分别是 6.07%、13.81%、3.60%。

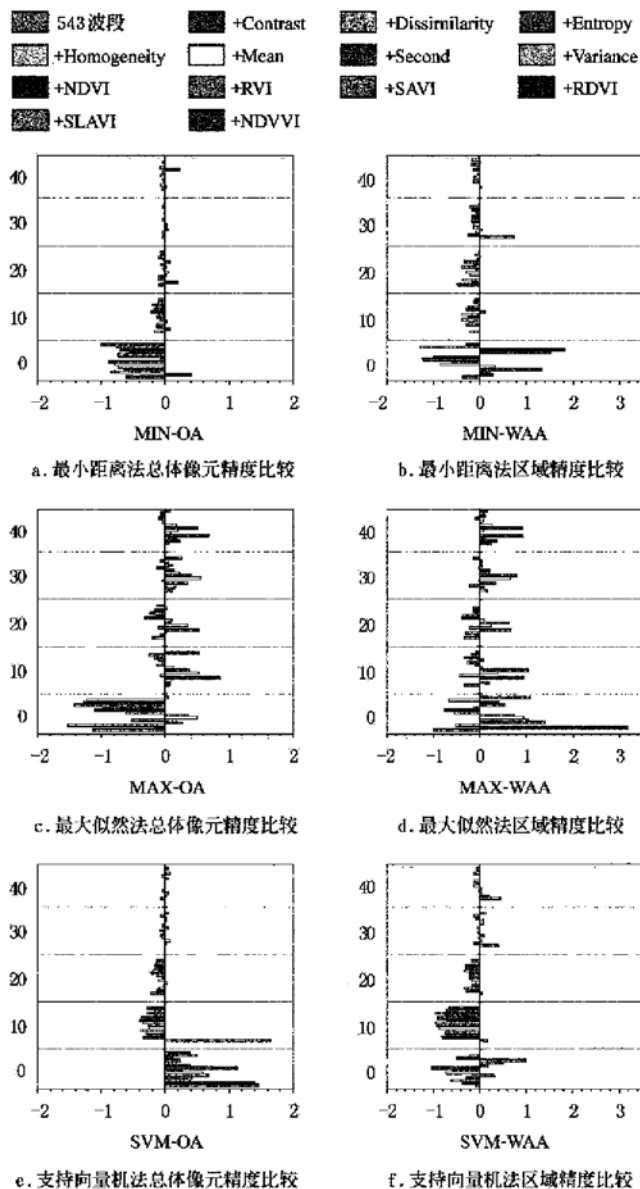


图 4 各特征信息组合与 TM 原始波段精度比较图

Fig. 4 Accuracy comparison between different feature information compositions and TM multispectral bands

3.2.1 波动性比较

图 5a、5c、5d(彩图见附页)是根据不同样本量下,最小距离、最大似然和支持向量机三种方法,在各种特征信息组合下分类得到的总体像元精度极差与仅利用 TM 原始影像分类得到的总体像元精度极差之差作出的柱状图。图 5b、5e、5f(彩图见附页)是根据不同样本量下,最小距离、最大似然和支持向量机 3 种方法,在各

种特征信息组合下分类得到的面积精度极差百分比与仅利用 TM 原始影像分类得到的小麦面积精度极差百分比之差作出的柱状图。图中, 纵坐标表示不同样本量, 横坐标为精度波动值。坐标左侧数据表示差值为负, 说明该特征信息组合下 5 次试验结果的波动小于利用原始 TM 7 个波段提取的波动, 反之则大于。

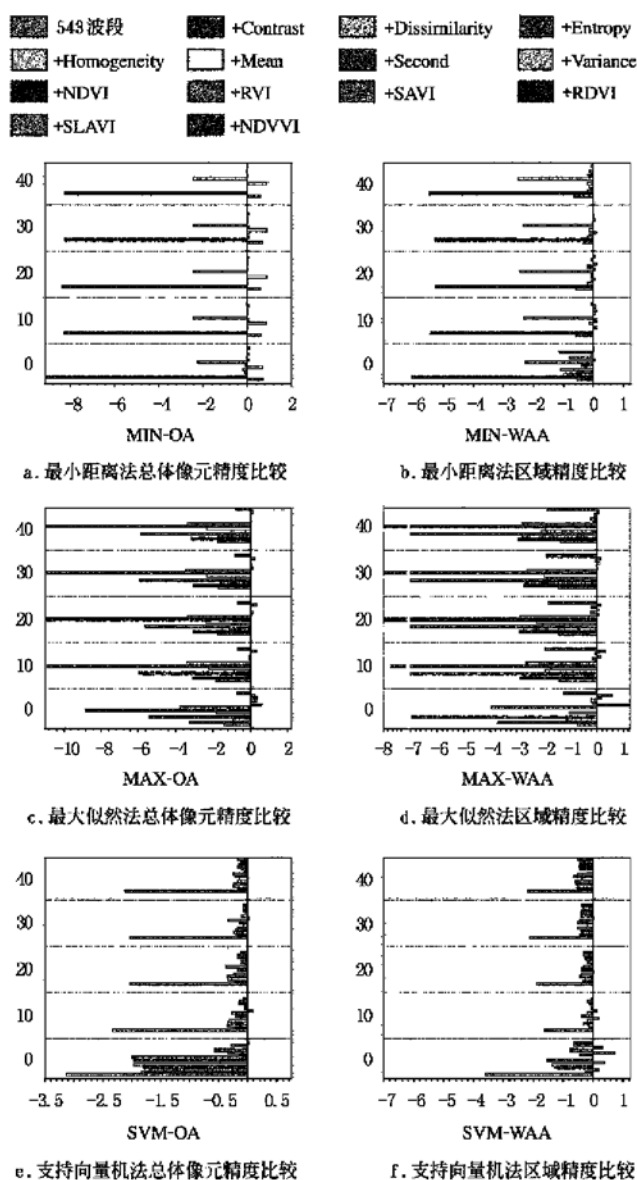


图5 各特征信息组合与 TM 原始波段
五次试验结果的波动性比较

Fig. 5 Accuracy wave comparison of five tests
between different feature information
compositions and TM multispectral bands

从图 5 上可以明显看出各种特征信息的加入可以帮助改善最小距离法和支持向量机法(样本量 > 0.5%)后)相同样本量下 5 次试验结果的波动, 而且在样本量较小的时候改善的更为明显。但是对于最大似然法来说

各种特征信息的加入没有减小原始 TM 7 个波段试验时的波动, 甚至有增加的趋势。

4 结论与讨论

4.1 结论

试验结果显示: 1) 总体上, 该试验区内最佳波段 5、4、3 组合, 纹理信息和植被指数信息的加入, 对小麦面积测量精度的提高没有贡献, 甚至有些特征信息的组合还会降低精度; 2) 最佳波段 5、4、3 组合, 纹理信息和植被指数信息与 TM 7 个波段的组合, 可以帮助最小距离法和支持向量机法减少单次测量的波动。对于最大似然法没有减小波动, 甚至还有增加的趋势; 3) 同一个特征信息组合对不同的分类器影响是不同的, 如 5、4、3 波段组合可以提高最小距离法的总体像元精度, 但却降低了最大似然法和支持向量机法的总体像元精度。

4.2 讨论

尽管很多研究表明纹理信息、植被指数信息的加入有利于提高分类的精度, 但在本文中这些信息的加入并未提高小麦的识别精度, 笔者认为原因可能有如下两点:

1) 本文研究区内主要包括小麦、裸地(包括: 居民用地、道路、休耕地等)、水体和其他作物四类。由于 TM 影像接收时蒜苗很多已经被收割, 大多数表现为裸地或者是裸地和蒜苗的混合光谱, 使得其它作物(大蒜)和裸地在该研究区中最难区分, 要提高该研究区的分类精度关键在于提高大蒜地块和裸地的分类精度。植被指数反映的是植被活力, 对于植被覆盖度和植被生长差异大, 或者是区分植被与非植被时, 可以帮助提高解译效果, 但是该研究区中, 被收割的蒜地植被覆盖度低、植被活力小、和裸地混合严重, 因此, 植被指数的添加并不能帮助区分裸地和收割了的蒜地, 另外, 在小麦和裸地过渡, 小麦和蒜地过渡地带的小麦像元植被指数值可能低于小麦像元的平均植被指数值, 而接近与纯净的蒜地像元的植被指数, 反而增加了小麦像元错分为其它作物(大蒜)的几率, 从而降低了总的分类精度。

2) 纹理特征是细小物体在像片上大量地重复出现所形成的特征, 它是大量个体的形状、大小、阴影、色调的综合反映^[26]。当目标的光谱特征比较接近时, 但纹理特征不同时(如树林和田地), 对区分目标可能会起到积极作用。而, 本研究区中基本可以说, 四种地物并没有明显的纹理特性, 或者说是差异较大的纹理特征, 因此, 纹理特征并不能帮助提高分类精度。同时由于纹理信息的加入, 可能产生一些干扰因素(如, 均值纹理会进一步模糊裸地和收割过的蒜地的差异, 以及麦田和蒜地, 麦田和裸地过渡区域的差异)从而降低了总体分类的精度。

因此,在实际小麦面积测量的操作中,作业员不应该盲目的加入特征信息。选用何种信息不仅仅和研究区本身的性质有关,还和使用的分类器有关,因此在作业前,尤其是大范围小麦面积测量工作时,应该对小区进行试验,看看各种特征信息在使用不同分类器时小麦测量是否有贡献,从而选择最佳的分类器和特征信息组合。

[参 考 文 献]

- [1] Thomas G, Van Niel, Tim R. McVicar. Determining temporal windows for crop discrimination with remote sensing: a case study in south-eastern Australia [J]. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2004(45): 91–108.
- [2] 赵庚星, 田文新, 张银辉, 等. 肯利县冬小麦面积的卫星遥感与分布动态监测技术[J]. *农业工程学报*, 2001, 17(4): 135–139.
- [3] 童庆禧, 张 兵, 赵春江, 等. 利用新型光谱指数改善冬小麦估产精度[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(1): 172–175.
- [4] Hubert-Moy L, Cotonnec A, Le Du L, et al. A comparison of parametric classification procedures of remotely sensed data applied on different landscape units [J]. *Remote Sensing & Environment*, 2001, (75): 174–187.
- [5] Brant Tso, Richard C Olsen. A contextual classification scheme based on MRF model with improved parameter estimation and multiscale fuzzy line process[J]. *Remote Sensing & Environment*, 2005, (97): 127–136.
- [6] Jorge Lira, Gabriela Maletti. A supervised contextual classifier based on a region-growth algorithm [J]. *Computers & Geosciences*, 2002, (28): 951–959.
- [7] Eugenia Montiel, Alberto S Aguado, Mark S Nixon. Texture classification via conditional histograms [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, (26): 1740–1751.
- [8] 舒 宁. 卫星遥感影像纹理分析与分形分维方法[J]. *武汉测绘科技大学学报*, 1998, 23(4): 370–373.
- [9] 安 斌, 陈书海, 陈 华, 等. 纹理特征在多光谱图像分类中的应用[J]. *激光与红外*, 2002, 32(3): 188–190.
- [10] 姜青香, 刘慧平, 孔令彦. 纹理分析方法在 TM 图像信息提取中的应用[J]. *遥感信息*, 2003, (4): 24–27.
- [11] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. *地球科学进展*, 1998, 13(4): 327–333.
- [12] 刘良云, 张 兵, 郑兰芬, 等. 利用温度和植被指数进行地物分类和土壤水分反演[J]. *红外与毫米波学报*, 2002, 21(4): 269–273.
- [13] 国 红. 内蒙古苦豆子 ETM 遥感信息提取的研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2003.
- [14] 陈述彭, 赵英时. 遥感地学分析[M]. 北京: 测绘出版社, 1990: 147–167.
- [15] Zhang Q, Wang J, Gong P, et al. Study of urban spatial patterns from SPOT panchromatic imagery using textural analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(21): 4137–4160.
- [16] Mather P M. *Computer Processing of Remotely Sensed Images* (3rd ed.) [M]. Chichester Wiley, 2004.
- [17] Piper J. Variability and Bias in Experimentally Measured Classifier Error rates [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1992, (13): 685–692.
- [18] Sheffield C. Selecting. Band Combination from Multi-spectral Data [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1985, 51(6): 681–687.
- [19] 陆灯盛, 等. TM 图像的信息量分析及特征信息提取的研究[J]. *环境遥感*, 1991, 6(4): 267–274.
- [20] 罗 音, 舒 宁. 基于信息量确定遥感图像主要波段的方法[J]. *城市勘测*, 2002: 28–32.
- [21] 侯英雨, 何延波. 利用 TM 数据监测岩溶山区城市土地利用变化[J]. *地理学与国研究*, 2001, 17(3): 22–25.
- [22] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [23] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1993, 67, 786–804.
- [24] Zhang Q, Wang J, Gong P, et al. Study of urban spatial patterns from SPOT panchromatic imagery using textural analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(21): 4137–4160.
- [25] 罗 亚, 徐建华, 岳文泽. 基于遥感影像的植被指数研究方法述评[J]. *生态科学*, 2005, 24(1): 75–79.
- [26] 宋晓宇, 单新建. 高分辨率卫星影像在城市建筑识别中的初步应用[J]. *遥感信息*, 2002, (1): 27–31.

Effects of various feature information on the accuracy of winter wheat planting area measurement

Zhu Xiufang, Jia Bin, Pan Yaozhong^{*}, Gu Xiaohe, Han Lijian, Zhang Yuquan

(*Key Laboratory of Environment Change and Natural Disaster, Ministry of Education of China, Beijing Normal University;
College of Resources Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*)

Abstract: It is always an important piece of work to fully mine remote sensing image information and improve identification environment in agricultural crops remote sensing monitoring. Ancient study indicates optimal bands combination, texture and vegetation indices can advance classification accuracy in a certain extent. However, whether they can contribute to improve the crop identification accuracy out of question and whether they have identical response to different classifiers. These above problems, which are very important and valuable in agricultural crops area monitoring, are currently less researched. Hence, in this paper, seven types of common texture and five vegetation indices were respectively added into TM multispectral bands to classify using three different methods, which are Minimum Distance, Maximum Likelihood and Support Vector Machine, and analyze the effect on winter wheat identification accuracy by comparing the classification results. The contexture include Mean, Variance, Homogeneity, Contrast, Dissimilarity, Entropy, Variance, Angular Second Moment and Correlation, and the vegetation indices are RVI, SAVI, RDVI, NDWI and SLAVI. Results show that the optimal bands combination(band 5th, 4th and 3th), contexture and vegetation indices do not contribute to advance the wheat area measurement accuracy in this area. Same feature information combinations have diverse response to different classifiers. So, the interpreters should not blindly use feature information in wheat planting area measurement. How to choose the appropriate feature information is related to not only study area characteristics but also classifier.

Key words: feature information; wheat planting area measurement; optimal bands; vegetation index; context; TM images