

文章编号: 1007-4619(2007)03-0350-09

MODIS与 TM冬小麦种植面积 遥感测量一致性研究 ——小区域实验研究

顾晓鹤, 潘耀忠, 朱秀芳, 张锦水, 韩立建, 王 双

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

摘 要: 针对大范围冬小麦种植面积遥感测量业务化运行中所存在的不同空间分辨率遥感影像的获取能力、空间分辨率与测量精度之间相互制约的现实问题, 选择典型实验区, 采取全覆盖的多时相低分辨率 MODIS数据与中高分辨率 TM样区数据相结合的方法, 以支持向量机(SVM)为主要技术手段, 通过选取不同比例的 TM样本量, 对MODIS进行混合像元分解, 并对MODIS冬小麦测量结果与TM测量结果进行一致性分析, 进而提出了一套可用于大范围冬小麦种植面积遥感测量业务化推广的识别和精度检验方法。研究结果表明: 当TM样本量大于5%时, 相对于TM识别结果而言, MODIS像元精度可以稳定在82%以上; 当TM样本量大于40%时, 区域精度可以稳定在97%。因此, 从理论上讲, 在实际业务化运行中, 只要能够获得监测区40%的中高分辨率的影像, 采用本研究提出的多尺度冬小麦种植面积测量方法, 基本上可以满足业务化运行的精度要求。

关键词: 冬小麦; 种植面积; TM样本量; MODIS 一致性分析

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A

Consistency Study between MODIS and TM on Winter Wheat Plant Area Monitoring——A Case in Small Area

GU Xiaohē, PAN Yaozhong, ZHU Xiufang, ZHANG Jinshui, HAN Lijian, WANG Shuang

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

Abstract: Accurate and timely updated information for plant area of wheat is essential to yield estimation, agricultural management, optimizing the spatial pattern of winter wheat and food security. On account of the mutual restricting problems among the acquisition ability of RS images, spatial resolution and accuracy in the measurement of wheat plant area in large scale, this paper introduced the technology of support vector machine (SVM), and developed the model of consistency check used in operational measurement and accuracy verification by integrating the multi-temporal full-covered data (MODIS) and medium resolution sample data (TM). The paper chose the middle part of Henan province in China as a typical experimental region where winter wheat is the main crop. By pixel accuracy and regional accuracy, the paper analyzed the consistency of measuring results of winter wheat between MODIS and TM with different sample amount.

By consistency check between different proportion of TM sample and measuring result, the study draws the conclusions that when the sample proportion reaches 5 percent of whole samples, the pixel accuracy is higher

收稿日期: 2006-02-12 修订日期: 2006-08-21

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划。

作者简介: 顾晓鹤(1979—), 男, 2005年毕业于北京师范大学, 获硕士学位。现为北京师范大学资源学院博士生, 主要从事农业遥感方面的研究工作, 已发表论文6篇。E-mail: guxiaoh@ires.cn

than 82 Percent and the region accuracy is about 90 Percent. Moreover, when sample proportion reaches 40 Percent, region accuracy in non sample region stabilizes over 97 Percent. The study result shows that the model in the paper can be regarded as the theoretical and experimental groundwork of the operational measurement of wheat plant area by remote sensing. In practical application, if high or moderate resolution image covers 40% of whole investigating region can be obtained, the accuracy can reach the criterion of operational crop area measurement using the method brought forward in this paper.

Key words: winter wheat; plant area; TM sample proportion; MODIS; consistency check

1 引言

农作物种植面积测量是遥感在农业应用中的重要研究问题之一,其业务化运行的先决条件是可靠的遥感数据保障体系。及时了解、准确掌握农作物种植面积数据,对党和政府制定农业和农村政策,准确估计粮食产量,确保中国粮食安全具有重要的意义^[1]。自 20 世纪 80 年代起,遥感技术在农作物种植面积测量领域的应用研究得到突飞猛进的发展^[2-9],从最初的小区域试验^[7-9]发展到大面积测量^[10-12],乃至在中国一些科研部门进行准科研业务化运行,如:农业部遥感中心的农情监测系统^[13-14],中科院遥感所中国农情遥感速报系统^[15-16],中国气象局农作物监测体系^[17]等。但由于遥感数据获取和测量结果精度验证等问题,这些系统目前主要是利用中高分辨率遥感影像(TM)进行典型区的抽样调查,然后通过统计的方法推算大范围地区的作物种植面积,而非利用遥感技术的优势进行全覆盖测量,其公布的数据主要停留在科研层面上,而非国家法定部门认可的数据。

从数据源看,用于冬小麦种植面积测量的遥感数据目前主要有两类,即:中高分辨率数据(10—30 m 尺度)和低分辨率数据(250—1000 m 尺度)。中高分辨率遥感数据测量精度高,但由于受卫星重访周期、作物物候和天气等因素影响,获取适时的全覆盖数据异常困难,成为其在大范围冬小麦种植面积测量业务化运行中的关键制约因素。低分辨率卫星重访周期短,在作物生长季中,一般可获得较好的多时相数据,但由于识别精度较低,其测量结果的可靠性受到较大的质疑,因而难以被应用部门接受。大量研究工作^[18-21]表明,采用中高分辨率与低分辨率数据相结合的测量方法是大范围冬小麦种植面积测量的主要趋势之一。目前该方面研究主要集中在:通过中高分辨率数据生成训练和检验样本,采用不同的混合像元分解方法,利用低分辨率遥感数据

提取农作物的种植面积,精度评价一般也基本上是针对混合像元分解方法,而缺乏有关中高分辨率数据的样本量对测量结果影响的定量分析,以及低分辨率数据测量结果的可靠性分析等研究。

本文针对大范围冬小麦种植面积遥感测量业务化运行中亟待解决的不同空间分辨率遥感影像的获取能力、空间分辨率与测量精度之间相互制约的问题,选择中国冬小麦典型种植区(河南省中北部)的冬小麦为研究对象,利用多光谱 TM 和多时相 MODIS 数据,采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)技术^[22-23],在不同训练样本量(以占 TM 数据的比例来表示样本量)支持下,从多时相 MODIS 数据提取冬小麦种植面积,通过对 MODIS 与 TM 测量结果的对比分析,探讨 MODIS 尺度的测量精度与 TM 样本量的内在规律,以期业务化运行中利用多尺度遥感数据进行大范围冬小麦种植面积测量提供理论和实验依据。

2 研究区与数据预处理

2.1 研究区概况

本文选取河南省中北部原阳县及其周边地区(东经: 113°38′—114°27′, 北纬: 34°34′—35°17′),黄河两侧的 80 km×80 km 区域为典型试验区。该区域地处黄河中下游冲积平原,黄河贯穿该区,水利发达,地势平坦,是中国典型的农业种植区,春季以冬小麦种植为主,伴有少量的油菜、大蒜种植。图 1 是经图像增强后的 TM 影像 7, 4, 3 波段合成的研究区假彩色合成图像。

2.2 数据预处理

根据研究区冬小麦的物候特征及遥感影像质量,本研究选择 2004 年 1 月 19 日 Landsat 5 的 TM 影像,轨道号: 124/32。该时期冬小麦处于越冬状态,其余绿色植被(包括草地、林地、其他作物等)均处于枯萎状态,非常适合冬小麦种植面积的提取。

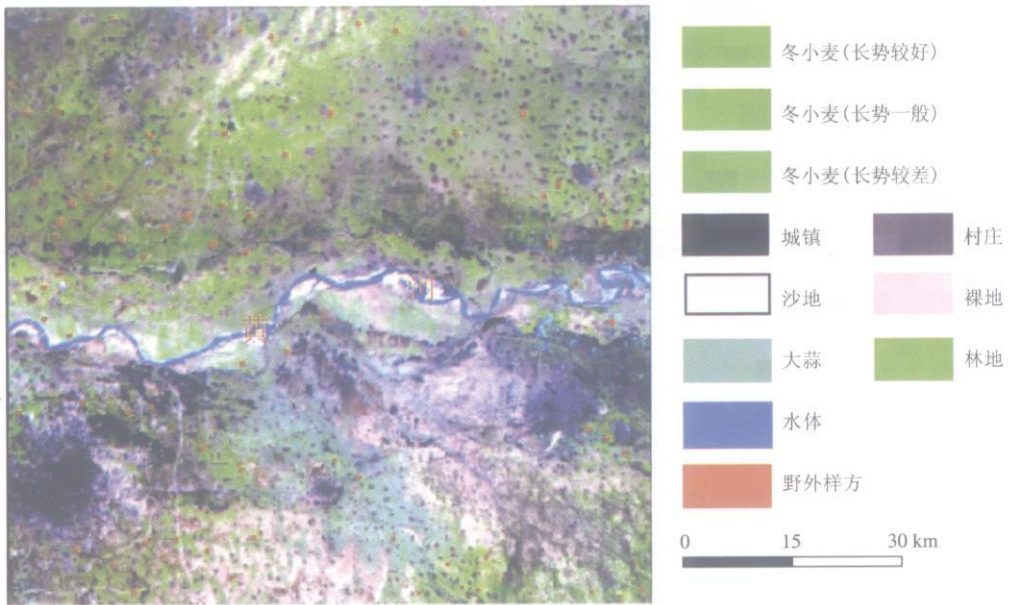


图 1 研究区 TM假彩色合成图像(7, 4, 3波段)

Fig 1 TM image of false color composite in the research region (band 7, 4, 3)

MODIS采用 16天 250m最大化合成数据,获取网址为 <http://edcimswww.cr.usgs.gov>。该数据集包含:红光波段,近红外波段,NDVI, EV 等多层数据,时间为 2003年 11月 3日—2004年 4月 21日,共包含 10期时间序列数据。为便于面积测量与结果比较, TM和 MODIS数据经过辐射校正、几何精校正后,投影变换为 Albers等面积投影,中央经线: 105°E,第一条纬线: 25°N,第二条纬线: 47°N。

此外,在本次研究的基础数据还包括: 2004年 3—4月的 203个的野外实测样方数据,以及 1:10万土地利用数据、1:25万地形等辅助数据,主要用于提高 TM尺度冬小麦的识别精度,所有空间数据投影类型均与遥感影像相一致。

3 冬小麦种植面积测量方法

3.1 研究思路

首先,在野外样方、土地利用和数字高程等数据的支持下,采用最大似然监督分类和目视解译修正相结合的方法,提取 TM尺度冬小麦种植面积;其次,将 TM尺度冬小麦种植面积的测量结果作为“准真值”,按小麦占像元面积百分比,将 TM测量结果合成为 250m空间分辨率的像元百分比数据,作为 MODIS冬小麦种植面积测量的训练和检验样本;第三,在支持向量机(SVM)技术的支持下,选取不同比例的训练样本量对多时相 MODIS训练因

子数据(如覆盖冬小麦生长周期的多时相 NDVI数据)进行训练,提取不同 TM样本量下的 MODIS尺度冬小麦种植面积;最后,对 TM和 MODIS测量结果进行一致性对比分析。图 2是本文研究的基本技术流程。

3.2 MODIS尺度冬小麦种植面积测量方法

3.2.1 测量指标

本文选取一个 MODIS像元内冬小麦所占的百分比 P_{Modis} 作为测量指标,则一个 MODIS像元内冬小麦种植面积 S_{Modis} 可用公式(1)表示,其中 PS_{Modis} 表示像元的大小,在本文中是一个常数: 0.0625 km^2 ($250\text{m} \times 250\text{m}$)。

$$S_{Modis} = PS_{Modis} * P_{Modis} \quad (1)$$

3.2.2 TM样本量选取方法

在大范围冬小麦种植面积遥感测量中,中高分辨率图像经常是整块缺失,而不是以随机点的形式缺失,因而,为使实验结果更加符合实际情况,训练样本选取的具体方法是:首先将 TM冬小麦种植面积的测量结果合并成 $250\text{m} \times 250\text{m}$ 空间分辨率的冬小麦面积百分比图像,然后将 $80 \text{ km} \times 80 \text{ km}$ 的研究区均分成 $8 \text{ km} \times 8 \text{ km}$ 大小的 100个子区,如图 3 每个子区作为一个整体代表 1% 的样本量建立抽样库,最后根据实际需求的样本量的大小从中随机选取一定数量的子区作为 MODIS冬小麦种植面积测量的训练样本。

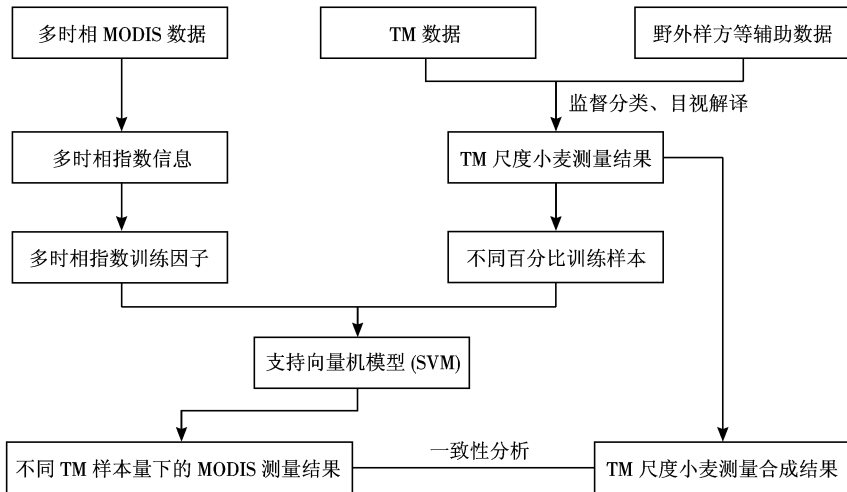


图 2 本文研究的基本技术流程图

Fig 2 Basic technical flow chart in this research

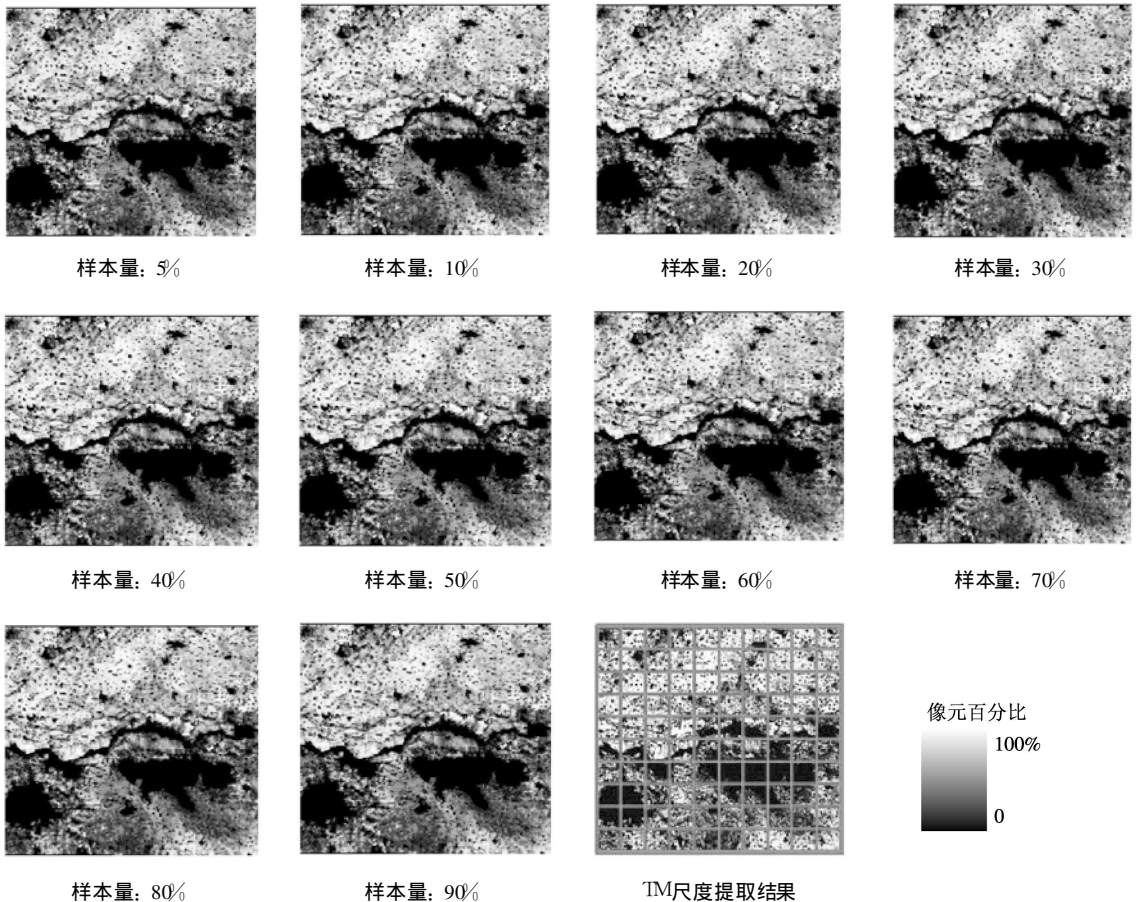


图 3 某次试验提取的 MODIS 尺度像元百分比图及 TM 尺度冬小麦提取结果

Fig 3 The pixel percentage image in MODIS scale in a certain experiment and the winter wheat information extraction in TM scale

3.2.3 冬小麦种植面积测量方法

SVM方法是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,

以期获得最好的推广能力^[22-23]。在选取一定的 TM 训练样本后, 本研究采用了 SVM 方法最终获得不同样本量下 MODIS 冬小麦种植面积测量结果。主要过程如下:

(1) 训练因子输入: 根据冬小麦的物候特征, 选择合适的 MODIS 数据作为训练因子, 与 250m 像元的小麦百分比数据输入到 SVM 模型中, 本文选择 10 个时相 MODIS 的 NDV 数据作为训练因子。

(2) 高维映射: 首先定义内积核函数, 根据内积核函数, 把空间特征样本映像到高维特征空间中去。本研究采用径向基函数的内积函数 (Radial Basis Function RBF):

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (2)$$

在基于 RBF 核函数的 SVM 中有两个参数 C 和 γ , C 为惩罚系数参数, γ 为间隔松弛向量, 其取值好坏直接影响到分解精度。在这里采用一种基于交叉验证的“网格搜寻”方法来确定 C 和 γ 的取值^[25, 26]。

(3) 构造判别函数: 在特征空间中找出各样本的分离超平面, 得到代表冬小麦像元百分比特征的支撑向量集及其相应的参数, 形成判别函数。

(4) 结果输出: 将训练图像中未知的空间单元, 通过内积核映像到特征空间中, 作为冬小麦像元百分比特征判别函数的输入, 根据训练获得的判别函数, 求解判断该单元所属的冬小麦像元百分比。最终可获得 MODIS 尺度的连续的冬小麦百分比数据, 与 MODIS 像元面积相乘即可获取研究区冬小麦的种植面积。

3.2.4 测量结果

为了分析不同的 TM 样本量对 MODIS 冬小麦种植面积遥感测量结果的影响, 本研究分别按 2%, 5%, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% 的样本量对多时相 MODIS 数据进行混合像元分解, 提取 MODIS 尺度的冬小麦像元百分比, 为了保证精度验证不依赖于某次随机值, 本研究对每种样本量的训练研究进行 10 次试验, 共得到 110 次测量结果, 并对 10 次实验精度的最大值、最小值、均值进行分析。图 3 是某次试验的不同 TM 样本量支持下的 MODIS 像元小麦百分比图及 TM 尺度的冬小麦识别结果图。

4 测量结果一致性分析

4.1 评价区的划分

本文选择的研究区春季作物以冬小麦种植为主, 但由于受土壤因素、水利条件、种植历史以及农业政策等的影响, 从遥感影像上 (见图 1) 可以看出, 黄河以北区域冬小麦种植比较发达, 呈大面积连续

分布, 而黄河以南区域存在多个大中城市, 大蒜和蔬菜等经济作物种植面积较大, 冬小麦种植相对破碎。本文将研究区分为黄河北部连片种植区和黄河南部破碎种植区, 以进一步研究不同种植结构差异对测量精度的影响。表 1 给出了两个子区的基本参数。

表 1 研究区分区主要特征参数表
Table 1 Main characteristic parameter in the zoning of the research region

指标	黄河北区	黄河南区	全区
TM 小麦像元数 / 个	264207	129687	393894
MODIS 小麦像元数 / 个	48257	39200	87457
区域面积 / km ²	3229	3163	6392
占全区百分比 / %	50.5	49.5	100

4.2 分析指标

大范围冬小麦种植面积测量结果要得到产业应用部门最终认可, 必须解决两个精度问题。其一是位置识别精度, 即监测区内所有像元识别正确的百分比, 也称像元精度, 这也是遥感精度评价通常提供的指标, 常常是研究者比较关心的精度指标; 其二是区域精度, 即一定大小的行政或自然单元内冬小麦种植面积的总量精度, 这一指标是使用者和管理者更关心的指标, 但由于很难获得区域总量的绝对真值, 遥感测量通常很难提供区域精度评价的结果, 这也成了限制遥感测量推广应用的关键问题之一。本文将 TM 测量结果作为“准真值”, 选取像元精度和区域精度两个指标, 探讨不同 TM 样本量支持下的 MODIS 测量结果与 TM 测量结果的一致性, 以期利用多尺度遥感数据进行冬小麦种植面积业务化测量提供可资借鉴的技术方法和试验基础。

4.2.1 像元精度

利用 SVM 方法进行混合像元分解得出每个 MODIS 像元中冬小麦百分比, 通过对 MODIS 逐个像元与 TM 测量结果比较, 确定每个像元的提取精度, 再将整个研究区内所有像元的精度累加求平均值, 即为整个区域的像元精度 (K_p)^[24]:

$$K_p = \frac{\sum_{i=1}^n (1 - |P_{ij} - P_i|)}{n} \times 100\% \quad (3)$$

式中, P_{ij} 表示输入 SVM 模型的训练样本不同 (即训练状态不同), MODIS 数据的冬小麦提取结果也存

在不同; P 表示状态下第 i 个 MODIS像元中冬小麦百分比; P_i 表示从 TM尺度提取的冬小麦转化为 MODIS尺度后的像元百分比,即“准真值”; n 为区域内参与混合像元分解的像元总数。

4.2.2 区域精度

以 TM影像所提取的冬小麦种植面积总量 (A_0) 为基准值,将某种训练状态 (i)下的 MODIS提取的冬小麦种植面积总量 (A_i)与 A_0 进行对比,获取区域内区域总量精度(简称区域精度 K_i):

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

4.2.3 混合精度(像元或区域)

在 MODIS与 TM样区数据相结合的大范围冬小麦种植面积测量中, TM尺度冬小麦精度(像元或区域)必然高于 MODIS尺度,因此如果将有 TM数据地区冬小麦种植面积测量数据替代相同空间位置的 MODIS提取结果,能更真实地反映多尺度遥感所获取的冬小麦种植面积总体测量精度。本文将 TM样本数据提取的冬小麦面积测量精度相对于

MODIS结果假设为 100%,将 TM样本部分代替 MODIS结果,得到混合精度 (K_c)(像元或区域):

$$K_c = \frac{P \times S \times 100\% + (1 - P) \times S \times K_i}{S} \times 100\% \quad (5)$$

式中, K_i 表示 MODIS尺度的训练结果中非样本精度(像元或区域); P 表示参与训练的 TM样本量占样本总量的百分比,即样本面积占研究区面积的百分比; S 表示研究区总面积。

4.3 一致性分析

4.3.1 像元精度

图 4是原阳黄河北区、南区及全区在不同 TM样本量下通过 10次试验得到的 MODIS测量结果的像元精度与变化曲线图。图 4是北区、南区和全区 10次试验结果的最大、最小和均值。分析图 4可以看出:(1)当 TM样本量小于 5%时,像元精度较低,说明样本量过小直接影响着 MODIS混合像元分解的精度;(2)当 TM样本量大于 5%时,像元精度很稳定,且不再随 TM样本量的增加而增加,黄河北区

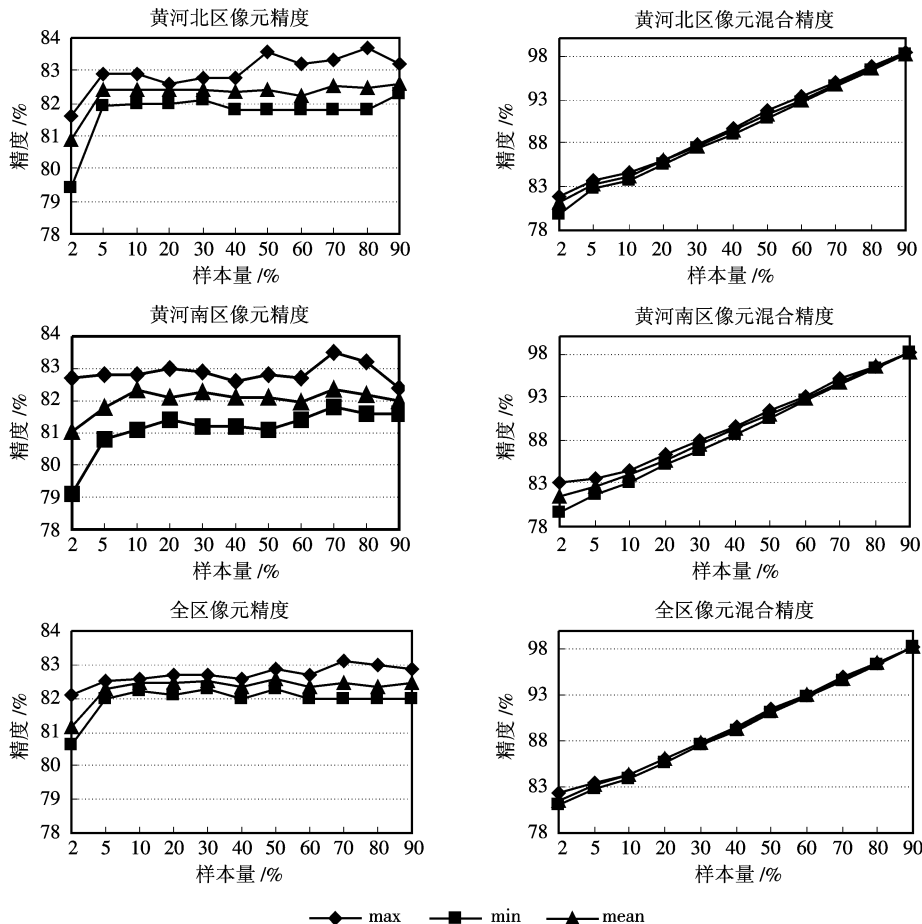


图 4 10次实验结果的像元精度与像元混合精度分析

Fig 4 Analysis of pixel accuracy and pixel mixed accuracy of ten experiments

种植结构较为单一,其像元精度略高于黄河以南种植结构较为破碎的地区;对于全区而言,像元精度基本上稳定在 82%以上,且最大值、最小值、均值之间相差较小,即使有个别特殊情况产生小的突变,也可以通过多次平均而消除;(3)如果将 TM 样本区看作是有 TM 图像的地区,其他地区则是无 TM 图像地区,此时用 TM 和 MODIS 数据测量同一个区域的冬小麦种植面积,则整个区域的像元精度随着 TM 数据量的增加而稳定增加,说明在实际业务化运行中,尽可能获得中高分辨率的影像是十分必要的。

4.3.2 区域精度分析

图 5 是黄河北区、南区及全区在不同 TM 样本量下通过 10 次试验得到的 MODIS 测量结果的区域精度变化曲线图,图 5 是北区、南区和全区 10 次试验结果的最大、最小和均值。分析图 5 可以看出:(1)当 TM 样本量小于 10% 时,不论北区和南区平均区域精度都较低,北区在 94% 以下,南区在 90% 以下,说明样本量过小直接影响着 MODIS 混合像元分解的精度,要获得理想的区域精度, TM 样本量不

能低于 10%;(2)当 TM 样本量大于 10% 时,区域精度均值趋于比较稳定,北区在 94% 以上,南区在 92% 以上;当 TM 样本量大于 40% 时,北区区域精度均值稳定在 95% 以上,最大、最小和均值之间差别较小;南区均值稳定在 95% 左右,最大、最小和均值之间振荡相对较大,但大部分稳定在 95% 左右;对全区而言,区域精度的均值稳定在 97% 以上,即使有个别特殊情况产生小的突变,也可以通过多次平均而消除;(3)全区精度略高于两个独立分区,主要是由于低空间分辨率空间抽样的原因所致;通过正负数量分析发现,南区相对破碎区,通常区域总量略小于实际值;北区相对连片区,通常区域总量略大于实际值;同时表明:对于 MODIS 而言,监测区域越大,区域精度越高;(4)如果将 TM 和 MODIS 作为同一个监测区域,当 TM 样本量大于 40% 时,整个区域的区域精度可以稳定在 98% 以上,可以说明,在实际业务化运行中,只要能够获得监测区 40% 的中高分辨率的影像,利用本文提出的方法,完全可以满足业务化运行的精度要求。

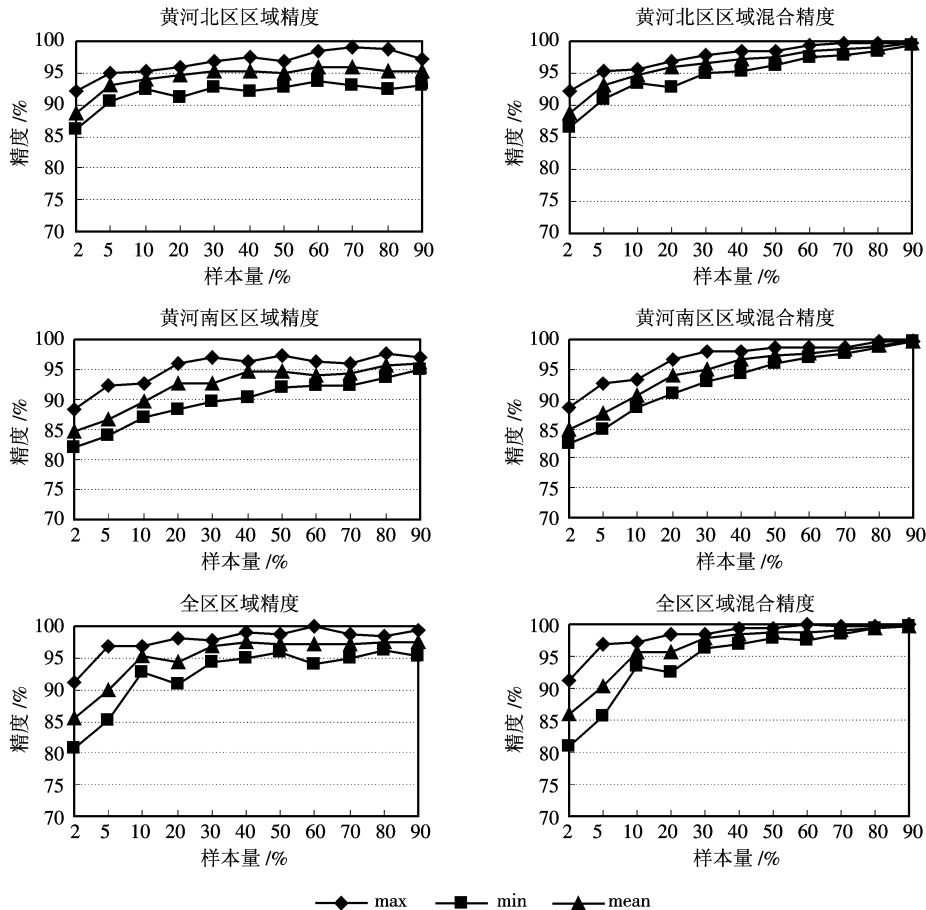


图 5 10 次试验结果的区域精度与区域混合精度分析

Fig 5 Analysis of region accuracy and region mixed accuracy of ten experiments

5 结论与讨论

5.1 结论

采用全覆盖、多时相低分辨率数据与中分辨率样区数据相结合的测量方法,是大范围冬小麦种植面积业务化遥感测量的必然趋势,其关键在于确定合适的中高分辨率样区数据量。本文通过小区域试验研究,得出以下主要结论:

(1) 通过 TM 数据生成训练样本,采用 SVM 混合像元分解方法从多时相 MODIS 数据提取冬小麦种植面积,对 MODIS 测量结果与 TM 提取结果进行一致性分析的结果表明,本文提出的方法基本上达到大范围冬小麦种植面积遥感测量业务化运行的精度要求。研究成果对于大范围冬小麦种植面积遥感测量的业务化运行有着重要的理论和实际价值,但在实际运行中还应当在更大范围内进行应用示范研究,以使研究结果具有更高的可靠性。

(2) 采用 MODIS 数据与 TM 样区数据进行冬小麦种植面积测量,测量精度(像元精度和区域精度)与 TM 样本量之间有着稳定的变化规律。当样本量大于 5% 时,像元精度可以稳定在 82% 以上,当样本量大于 40% 时,相对于 TM 识别精度而言,区域精度可以稳定在 97%, 如果将 TM 和 MODIS 作为同一个监测区域,区域精度则可以稳定在 98%, 因此,在实际业务化运行中,如果能够获得监测区 40% 的中高分辨率影像,利用本文提出的技术方法,完全可以满足业务化运行的精度要求。

5.2 讨论

(1) 由于本研究将 TM 尺度冬小麦种植面积的测量结果作为“准真值”,从分析结果可知,如果 TM 数据量越多(即训练样本量越多),采用 SVM 方法提取的冬小麦的区域精度、像元精度以及混合精度就越高。但在实际大范围业务运行中, TM 数据往往无法覆盖整个研究区,如何有机结合有限的 TM 样本数据和 MODIS 全覆盖数据,进一步提高冬小麦种植面积测量的区域精度,是本研究的主要目的之一,也是业务部门最为关注的关键指标,这在下一步研究中将会得到不断改进。

(2) 本研究所采用的 SVM 方法是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的,它有着很高的区域总量识别能力,试验研究结果表明:该方法基本能满足大面积冬小麦种植面积遥

感测量业务化运行中的区域精度的要求,但从像元精度分析可看出, SVM 方法在一定程度上制约了像元精度的提高。因此,在今后的研究中,还需要继续探索和尝试更有效的技术手段,在保证区域精度的同时,寻求获取更高的像元精度,为大范围冬小麦种植面积的业务化遥感测量提供技术支撑。

(3) 由于篇幅所限,本文仅仅选取了较小面积区域进行试验,试验结果有待于在更大的范围内进行验证。作者将针对实际业务化运行选取大面积试验区进行示范应用研究,以期进一步为利用多尺度遥感数据(如: TM 和 MODIS 数据)进行大范围冬小麦种植面积遥感测量业务化运行提供更可靠的理论和试验支撑。

参考文献 (References)

- [1] Chen S S, Liu Q H, Chen L F, et al. Review of Research Advances in Remote Sensing Monitoring of Grain Crop Area [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(6): 166-170 [陈水森,柳钦火,陈良富等.粮食作物播种面积遥感监测研究进展[J].农业工程学报,2005,21(6):166-170.]
- [2] Chen S P. Application in Agricultural Science of Remote Sensing [M]. Geo-science Explore III (Remote Sensing Application), Beijing: Science Press, 1990 [陈述彭.遥感在农业科学技术中的应用[M].陈述彭.地学的探索,第三卷,遥感应用,北京:科学出版社,1990.]
- [3] Quayle N A, Mines M, Hirdle T L, et al. The Use of Multi-temporal NDVI Measurements from AVHRR Data for Crop Yield Estimation and Prediction [J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14: 199-210.
- [4] Fulu Tao, Masayuki Yokozawa, Zhao Zhang. Remote Sensing of Crop Production in China by Production Efficiency Models: Models Comparisons, Estimates and Uncertainties [J]. Ecology Modelling, 2005, 183: 385-396.
- [5] Xavier B laes, Laurent Vanhalle, Pierre Defumy. Efficiency of Crop Identification Based on Optical and SAR Image Time Series [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96: 352-365.
- [6] Yang B J, Pei Z Y, Zhou Q B, et al. Key Technologies of Crop Monitoring Using Remote Sensing at a National Scale: Progress and Problems [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2002, 18(3): 191-194 [杨邦杰,裴志远,周清波等.我国农情遥感监测关键技术研究进展[J].农业工程学报,2002,18(3):191-194.]
- [7] Chen S B. Research Papers Corpus of Technology Test for Wheat Maize and Rice Production Estimation with Remote Sensing [J]. Beijing: Chinese Science and Technology Press, 1993 [陈沈斌.小麦、玉米和水稻估产技术试验研究文集[J].北京:中国科学技术出版社,1993.]
- [8] Zhang X M, Maselli F. Fuzzy Classification of Spatially Degraded

- Thematic Mapper Data for the Estimation of Sub-Pixel Components [J]. *Int J Remote Sensing* 1996 **17**(3): 537—551
- [9] Turner M D, Congalton R G. Classification of Multi-temporal SPOT-XS Satellite Data for Mapping Rice Fields on a West African Floodplain [J]. *International Journal of Remote Sensing* 1998 **19**: 21—41.
- [10] Wang M X, Pei Z Y, Wu Q, et al. Winter Wheat Sown Area Estimation Using NOAA-AVHRR Data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* 1998 **14**(3): 84—88 [王茂新,裴志远,吴全等.用 NOAA 图像监测冬小麦面积的方法研究 [J]. *农业工程学报*, 1998 **14**(3): 84—88]
- [11] Wang N B. Winter Wheat Dynamic Monitoring and Yield Estimation with Remote Sensing in China [M]. Beijing: Chinese Science and Technology Press, 1996 [王乃斌.中国小麦遥感动态监测与估产 [M].北京:中国科学技术出版社, 1996.]
- [12] Wu B F, Li Q Z. Crop Acreage Estimation Using Two Individual Sampling Frameworks with Stratification [J]. *Journal of Remote Sensing* 2004 **8**(6): 551—569. [吴炳方,李强子.基于两个独立抽样框架的农作物种植面积遥感估算方法 [J]. *遥感学报*, 2004, **8**(6): 551—569]
- [13] Zhou Q B. Status and Tendency for Development in Remote Sensing of Agriculture Situation [J]. *Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning* 2004 **25**(5): 9—14 [周清波.国内外农情遥感现状与发展趋势 [J]. *中国农业资源与区划*, 2004 **25**(5): 9—14]
- [14] Wu W B, Zhou Q B, Liu J. Designing and Solution of Chinese Western Web-Based Service System of Agricultural Spatial Information [J]. *Journal of Library and Information Sciences in Agriculture* 2005 **17**(2): 206—210 [吴文斌,周清波,刘佳.基于 WEB 的中国西部农业空间信息服务系统设计 with 实现 [J]. *农业图书情报学刊*, 2005, **17**(2): 206—210.]
- [15] Wu B F. Operational Remote Sensing Methods for Agricultural Statistics [J]. *Acta Geographica Sinica* 2000 **55**(1): 25—35. [吴炳方.全国农情监测与估产的运行化遥感方法 [J]. *地理学报*, 2000, **55**(1): 25—35]
- [16] Wu B F. China Crop Watch System with Remote Sensing [J]. *Journal of Remote Sensing* 2004, **8**(6): 481—497 [吴炳方.中国农情遥感速报系统 [J]. *遥感学报*, 2004, **8**(6): 481—497]
- [17] Winter Wheat Remote Sensing Production Estimation Cooperation Team. Winter Wheat Dynamic Monitoring Using Meteorological Satellite [M]. Beijing: Meteorological Press, 1993 [全国冬小麦遥感综合测产协作组.冬小麦气象卫星遥感综合测产技术体系及方法的研究.冬小麦气象卫星遥感动态监测与估产 [M].北京:气象出版社, 1993.]
- [18] David B Lobe J, Gregory P A. Sner. Crop Land Distribution from Temporal Unmixing of MODIS Data [J]. *Remote Sensing of Environment* 2004 **93**: 412—422
- [19] Van Niel TG, McVicar TR. A Simple Method to Improve Field-level Rice Identification Toward Operational Monitoring with Satellite Remote Sensing [J]. *Australian Journal of Experimental Agriculture* 2003, **43**: 379—387.
- [20] Langley S K, Cheshire H M, Humes K S. A Comparison of Single Date and Multi-temporal Satellite Image Classification in a Semi-arid Grassland [J]. *Journal of Arid Environments* 2001, **49**: 401—411.
- [21] Kang X F, Wang N B, Yang X H. Process of Information Extraction Methods for Crop Planting Area [J]. *Resource Sciences* 2002, **24**(5): 8—12 [康晓风,王乃斌,杨小映.粮食种植面积提取方法的发展与现状 [J]. *资源科学*, 2002 **24**(5): 8—12]
- [22] Nellö Cristianji, John Shave Taylor. An Introduction to Support Machines [M]. House of Electronics Industry 2000
- [23] Zhang X G. Introduction to Statistical Learning Theory and Support Vector Machines [J]. *Acta Automatica Sinica* 2000 **26**(1): 32—42 [张学工.关于统计学习理论与支持向量机 [J]. *自动化学报*, 2000 **26**(1): 32—42]
- [24] Wu J P, Yang X W. Accuracy Analysis of Classification Using Remote Sensing Data [J]. *Remote Sensing Technology and Application* 1995 **10**(1): 17—24. [吴健平,杨星卫.遥感资料分类结果的精度分析 [J]. *遥感技术与应用*, 1995 **10**(1): 17—24.]
- [25] Kerthi S S, C — J Lin. Asymptotic behaviors of Support Vector Machines with Gaussian Kernel [J]. *Neural Computation* 2003 **15**(7): 1667—1689.
- [26] Joachims T. Making Large Scale SVM Learning Practical [A]. Schölkopf B, Burges C, Smola A. *Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning* [J]. Boston: MIT Press, 1999