# 基于增强型水体指数的大棚遥感检测研究 ——以广东江门地区为例

王志盼<sup>1,2</sup> 张清凌<sup>1,3</sup> 钱 静<sup>1</sup> 肖 雪<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055) <sup>2</sup>(西南交通大学地球科学与环境工程学院 成都 611756) <sup>3</sup>(中国科学院中亚生态与环境研究中心 乌鲁木齐 830011)

**摘 要** 基于遥感影像的农业大棚检测,能够快速获取大棚的空间分布情况与面积信息,对于农作物 监测、农业规划等具有重要的意义。现有大棚遥感检测算法大多依赖于高分辨率遥感影像或无人机航 空影像,存在成本高、算法设计复杂等不足。针对此问题,文章基于 Landsat 影像提出了一种快速大 棚检测算法。首先,根据冬季大棚内表面产生冷凝露水这一常见自然现象,提出了一种增强型水体 指数;然后结合归一化植被指数与可见光光谱特征,来更好地描述大棚及其他地物的特征。在此基础 上,设计一种简单高效的决策树分类器识别大棚。文章以广东江门大鳌镇为例,对不同年份的 Landsat 影像展开实验并与其他方法进行对比。结果表明,文章所提方法有效地识别出了大棚,同时具有效率 高、成本低、鲁棒性强的优点。

关键词 大棚提取;增强型水体指数;土地利用;农业规划 中图分类号 S 127 文献标志码 A

# Greenhouse Extraction Based on the Enhanced Water Index

## ——A Case Study in Jiangmen of Guangdong

WANG Zhipan<sup>1,2</sup> ZHANG Qingling<sup>1,3</sup> QIAN Jing<sup>1</sup> XIAO Xue<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

<sup>2</sup>(Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

<sup>3</sup>(Research Center for Ecology and Environment in Central Asia, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, China)

**Abstract** Greenhouse mapping has attracted much attention recently, especially in China where greenhouse practice has been growing dramatically. Remote sensing based greenhouse extraction methods can generate the geographical locations and spatial distribution of greenhouses efficiently. Most of the existing greenhouse extraction algorithms rely on high-resolution remote sensing images or aerial images, which are often expensive to obtain and require complicated algorithms to process. To solve this problem, this paper proposes

收稿日期: 2016-12-05 修回日期: 2017-02-16

基金项目:中国科学院百人计划项目(张清凌, 2015);深圳市科技创新委员会基础研究项目(JCYJ20160429191303198)

作者简介:王志盼,硕士研究生,研究方向为遥感图像处理与模式识别、农业遥感等;张清凌(通讯作者),研究员,研究方向为农业遥感及 夜光遥感等,E-mail: ql.zhang@siat.ac.cn;钱静(通讯作者),副研究员,研究方向为环境遥感,E-mail: jing.qian@siat.ac.cn;肖雪,硕士研究 生,研究方向为遥感图像处理与模式识别、农业遥感等。

a fast algorithm for greenhouse extraction based on Landsat images that are freely available. First, an enhanced water index was introduced to characterize winter greenhouse, based on an observed natural phenomenon that water vapor inside a greenhouse is usually condensed to form a layer of dew on the inner surface of the greenhouse plastic or glass. On one hand, the dew layer makes a greenhouse has a high water index value, which makes it to be distinguished easily from bare land. On the other hand, the dew layer increases a greenhouse's reflectivity, which makes it different from natural water bodies. In order to extract greenhouses, a simple and efficient decision tree classifier was designed. Da'ao town of Jiangmen in Guangdong Province was chosen as an example, and the experiments were based on Landsat images taken in different years. The results show that the proposed method is effective in extracting greenhouses, with the advantages of high efficiency, low cost, and strong robustness.

Keywords greenhouse extraction; enhanced water index; land use; agricultural planning

## 1 引 言

近年来,随着我国城镇化的快速发展,城市 建设与农业用地争地的矛盾不断加剧,人多地少 成为一个严峻的问题。农业大棚作为一种新兴的 农业设施,具有价格低廉、可以抵御病虫害、降 低气候环境的限制、提高单位面积产量等突出优 点<sup>[1,2]</sup>,在我国得到了快速的应用,近年来以每 年 20% 的速度在不断增长<sup>[3]</sup>。获取大棚覆盖面 积及地理分布等信息对于国家统筹规划、农业产 值估算等方面具有重要的意义。传统的大棚覆盖 面积信息获取以人工实地测定为主,逐层向上级 汇报。该方式需要耗费大量的人力、物力,且无 法获得大棚的准确地理分布情况,而后者对于决 策制定具有至关重要的作用。由于遥感影像具有 相对价格低廉、获取手段简易,同时具有快速大 范围连续观测和获取大棚空间分布情况的突出优 点,因此,近年来基于遥感影像的大棚检测方法 成为了一个研究热点。

按照使用的遥感影像数据类型,目前基于遥感影像的农业大棚检测算法可以分为两类:基于中低等分辨率遥感影像(如 Landsat、Sentinal2A、MODIS 等)的大棚检测算法<sup>[47]</sup>,和基于高分辨率遥感影像(如 IKONOS、SPOT、

WordView2 等)的大棚检测算法<sup>[8-11]</sup>。其中,高分 辨率遥感影像因具有空间分辨率高、纹理信息较 中低分辨率遥感影像更为清晰的典型优点,近年 来得到了较多的应用。如 Aguera 等<sup>[8]</sup>首次利用 Quickbird 与 SPOT 影像,采用极大似然法来提取 大棚,取得了较高的检测精度,为后续基于高分 影像的大棚检测提供了研究思路。Aguilar 等<sup>[9]</sup>利 用 WordView2 与 GeoEye-1 立体像构建数字表面 模型(DSM),利用光谱与 DSM,采用面向对象 的方法来提取大棚,也达到了较高的检测精度。 但其影像分割由人工判定不同地物边界来获取准 确的分割参数,效率较低,导致算法普适性有待 提高。针对最优分割问题, Aguilar 等<sup>[11]</sup>提出了 使用一种欧氏距离 2 指数(ED2)来获得最优分割 参数,减少了人工干预问题,提高了算法的自动 化程度,但其最优参数仍然通过迭代来获取,效 率较低。近年来基于高分辨率遥感影像的大棚提 取算法,设计较为复杂,通常以面向对象的方式 进行,其对象的形成通常需要较多的参数设置, 且后续的特征提取步骤需要较多的专家知识<sup>[12]</sup>, 涉及复杂的机器学习等相关内容。当影像过大 时,基于机器学习的大棚提取算法(如 SVM、 RF 等分类器)普遍存在训练时间长等缺点,一 定程度上影响了大棚的识别效率[11]。且高分辨

率遥感影像本身幅宽较低,通常价格高昂,大大 限制了其在大范围大棚检测中的应用。

中低等分辨率遥感影像具有幅宽大、价格低 康甚至免费等优点,因此更加适合于大范围的大 棚检测。目前,学者们基于中低等分辨率遥感影 像提出了不同的大棚自动识别遥感算法,取得了 一定的效果。如 Lu 等<sup>[4]</sup>通过构建一种塑料大棚 覆盖指数(PMLI),结合 Landsat5 影像成功提取 了中国新疆地区的塑料地膜,取得了较好的效 果。Novelli 等<sup>[13]</sup>基于面向对象的处理方法,分 析了 Landsat8 与 Sentinal2A 影像对大棚提取精度 的影响。结果表明,两者均取得了较高的精度,

但 Sentianl2A 得到的精度更高。不过 Sentinal2A 发射时间较短,历史数据存档较少,无法获取往年的数据,限制了其应用的范围。另外,基于单幅中低等分辨率遥感影像的大棚提取,存在空间分辨率较低、混合像元严重等不足,因此如何准确快速地提取大棚,是一个非常值得研究的问题<sup>[14]</sup>。

目前,大棚检测算法大多从图像处理与机器 学习的角度出发(如提取纹理、形状等特征),算 法设计较为复杂。本文通过对大棚进行观察,发 现其薄膜内表面在冬季由于棚内外温差的作用, 往往会产生一层冷凝露水,导致大棚在遥感影像 上呈现出水体的相关特征。基于这一观察到的自 然现象,本文巧妙地设计了一种增强型水体指数 来描述大棚的特征,并结合可见光波段等特征, 提出了一种简单、快速有效的大棚提取算法。

## 2 算法设计

#### 2.1 实验区域与数据预处理

为了验证本文方法对传感器类型、影像获 取季节等方面是否具有普适性,本文分别选取 Landsat5、Landsat7、Landsat8 多景影像进行实 验,相关实验影像获取时间如表 1 所示。由于 Landsat7 传感器于 2003 年出现故障,故其影像的获取时间选择在 2003 年之前。不同传感器其 波段列表及相关信息如表 1 所示,由于热红外波 段空间分辨率较低,因此本文不考虑采用该波段 相关数据。本文从 USGS (http://www.glovis.usgs. gov/)上获取影像(数据处理级别为 L1A),利用 ENVI5.3 软件进行辐射定标与大气校正,从而获 得真实的表反射率。

广东省江门市大鳌镇地处我国华南珠三角 区域,属于典型的亚热带季风气候,年均温 21~23℃,最冷的1月均温13~15℃。随着区 域经济和近年来水产养殖的快速发展,适合生长 于温暖水域的南美白对虾逐渐成为该地区的主 要养殖水产动物。南美白对虾对低温适应能力 较差,水温低于18℃时其摄食活动受到影响。 为了更好地保护白对虾过冬并维持正常的生长 速度,冬季时该地区虾农往往要在虾池上建立 季节性的塑料大棚。本文选取该地区为实验区 域展开研究,实验区域分布如图1所示,图右为 Landsat8的红绿蓝(RGB)真彩色影像。

#### 2.2 增强型水体指数

一般情况下,在光谱特征上,大棚与高亮裸 地近似,二者往往难以区分。大棚薄膜在冬季时 内表面容易产生一层冷凝露水,这是由于冬季外 部温度较低,而大棚内部温度湿度较高,水汽冷 却凝结而成,其结果是大棚区域呈现出水体的相 关特征。根据这一现象,可以将大棚与高亮裸地 很好地区分开。同时,在可见光全色波段,由于薄 膜与露水的共同作用,其透射率降低反射增强,呈 现出高亮的光谱特征,又使其与水体有所区别。 根据上述分析,本文创新性地构建了一种增强型 水体指数,以更好地将大棚与其他地物区分开。

本文构建的增强型水体指数如公式(1)所示,相关水体指数效果如图2所示。

*EWI=MNDWI+NDWI-NDVI* (1) 其中, *EWI*(Enhanced Water Index)为本文提出的

# 表1 本文选取的实验影像

## Table 1 Study image used in this work

1         波段         范相(µn)         空回分評率(m)                           30           30             30           30           30           30          30          30          30           30         30          30          30          30          30          30          30          30          30          30         30         30	化咸黑米利	本面时间	参数					
Bandl Blue0.450~0.51530Band2 Green0.525~0.60530Band3 Red0.630~0.690302009-12-04Band3 Red0.775~0.90030Band5 SWIR11.550~1.75030Band6 LWIR10.40~12.5120Band7 SWIR22.090~2.35030Band3 Red0.630~0.69030Band7 SWIR22.090~2.35030Band2 Green0.525~0.60530Band3 Red0.630~0.69030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR10.433~0.45330Band5 SWIR10.433~0.45330Band5 SWIR22.090~2.35030Band5 SWIR23030Band5 SWIR23030Band5 SWIR23030Band5 SWIR10.433~0.45330Band5 SWIR23030Band5 SWIR23030Band5 SWIR23030Band5 SWIR23030Band5 SWIR23030Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR23030Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR10.630~0.68530Band5 SWIR20.630~0.68030Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR20.200~2.30030Band5 SWIR20.200~2.30030 </td <td>传感奋失至</td> <td>3大4人时间</td> <td>波段</td> <td>范围(µm)</td> <td>空间分辨率(m)</td>	传感奋失至	3大4人时间	波段	范围(µm)	空间分辨率(m)			
Band2 Green0.525~0.60530Audsat5Band3 Red0.630~0.690302009-12-04Band4 NIR0.775~0.90030Band5 SWIR11.550~1.75030Band6 LWIR10.40~12.5120Band7 SWIR22.090~2.35030Band5 SWIR10.450~0.51530Band2 Green0.525~0.60530Band2 Green0.525~0.60530Band5 SWIR10.630~0.69030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 SWIR22.090~2.35030Band5 SWIR22.090~2.35030Band5 SWIR20.453~0.45330Band5 SWIR20.453~0.45330Band5 SWIR20.630~0.68030Band3 Green0.525~0.60030Band5 SWIR10.560~0.51530Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR0.630~0.68030Band5 SWIR10.845~0.88530Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11			Band1 Blue	$0.450\!\sim\!0.515$	30			
Landsat52005-11-23 2009-12-04Band3 Red0.630~0.69030Band4 NIR0.775~0.90030Band5 SWIR11.550~1.75030Band6 LWIR10.40~12.5120Band7 SWIR22.090~2.35030And See and			Band2 Green	$0.525\!\sim\!0.605$	30			
Landsat5         2009-12-04         Band4 NIR         0.775~0.900         30           2009-12-04         Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band6 LWIR         10.40~12.5         120           Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           Audsat7         Band1 Blue         0.450~0.515         30           Band2 Green         0.525~0.605         30           Band3 Red         0.630~0.690         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band5 SWIR2         2.090~2.350         30           Band5 SWIR2         2.090~2.350         30           Band3 Castal         0.433~0.453         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30		2005 11 22	Band3 Red	0.630~0.690	30			
2009-12-04         Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band6 LWIR         10.40~12.5         120           Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           August SWIR1         0.450~0.515         30           Band2 Green         0.525~0.605         30           Band3 Red         0.630~0.690         30           Band3 Red         0.630~0.690         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band5 LWIR         0.40~12.5         60           Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           Band8 Pan         0.520~0.900         15           Band8 Pan         0.520~0.900         15           Band2 Blue         0.433~0.453         30           Band2 Blue         0.433~0.453         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30 </td <td>Landsat5</td> <td>2003-11-23</td> <td>Band4 NIR</td> <td><math>0.775\!\sim\!0.900</math></td> <td>30</td>	Landsat5	2003-11-23	Band4 NIR	$0.775\!\sim\!0.900$	30			
Band6 LWIR10.40~12.5120Band7 SWIR22.090~2.35030Band1 Blue0.450~0.51530Band2 Green0.525~0.60530Band3 Red0.630~0.69030Band4 NIR0.775~0.90030Band5 SWIR11.550~1.75030Band6 LWIR10.40~12.560Band7 SWIR22.090~2.35030Band7 SWIR22.090~2.35030Band3 Green0.522~0.60015Band3 Green0.525~0.60030Band5 SWIR10.525~0.60030Band5 SWIR20.433~0.45330Band3 Green0.525~0.60030Band3 Green0.525~0.60030Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR10.630~0.68030Band5 SWIR10.845~0.88530Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band7 SWIR22.100~2.30030		2009-12-04	Band5 SWIR1	$1.550 \sim 1.750$	30			
Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           Band1 Blue         0.450~0.515         30           Band2 Green         0.525~0.605         30           Band3 Red         0.630~0.690         30           Band5 SWIR1         0.775~0.900         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band5 SWIR2         2.090~2.350         30           Band7 SWIR2         0.433~0.453         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30           Band5 SWIR2         2.100~2.300         30			Band6 LWIR	10.40~12.5	120			
Band1 Blue0.450~0.51530Band2 Green0.525~0.60530Band3 Red0.630~0.69030Band4 NIR0.775~0.90030Band5 SWIR11.550~1.75030Band5 LWIR10.40~12.560Band7 SWIR22.090~2.35030Band8 Pan0.520~0.90015Band2 Blue0.433~0.45330Band3 Green0.525~0.60030Band3 Green0.525~0.60030Band3 Green0.525~0.60030Band4 Red0.630~0.68030Band5 NIR0.845~0.88530Band5 SWIR11.560~1.66030Band5 SWIR11.560~1.66030Band7 SWIR22.100~2.30030			Band7 SWIR2	$2.090 \sim 2.350$	30			
Band2 Green         0.525~0.605         30           Band3 Red         0.630~0.690         30           Band4 NIR         0.775~0.900         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band5 LWIR         10.40~12.5         60           Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           Band8 Pan         0.520~0.900         15           Band2 Blue         0.433~0.453         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30           Band5 SWIR2         2.100~2.300         30			Band1 Blue	$0.450\!\sim\!0.515$	30			
Band3 Red         0.630~0.690         30           Band4 NIR         0.775~0.900         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band6 LWIR         10.40~12.5         60           Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           Band8 Pan         0.520~0.900         15           Band2 Blue         0.433~0.453         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band5 NIR         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30           Band5 SWIR2         2.100~2.300         30			Band2 Green	$0.525\!\sim\!0.605$	30			
Landsat7         1999-11-15         Band4 NIR         0.775~0.900         30           Band5 SWIR1         1.550~1.750         30           Band6 LWIR         10.40~12.5         60           Band7 SWIR2         2.090~2.350         30           Band8 Pan         0.520~0.900         15           Band2 Blue         0.433~0.453         30           Band2 Blue         0.433~0.453         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 SWIR1         1.560~1.660         30           Band6 SWIR1         1.560~1.660         30           Band7 SWIR2         2.100~2.300         30			Band3 Red	0.630~0.690	30			
Eanidsat7       1999-11-13       Band5 SWIR1       1.550~1.750       30         Band6 LWIR       10.40~12.5       60         Band7 SWIR2       2.090~2.350       30         Band8 Pan       0.520~0.900       15         Band2 Blue       0.433~0.453       30         Band2 Blue       0.450~0.515       30         Band3 Green       0.525~0.600       30         Band4 Red       0.630~0.680       30         Band5 NIR       0.845~0.885       30         Band6 SWIR1       1.560~1.660       30         Band7 SWIR2       2.100~2.300       30	Landaat7	1000 11 15	Band4 NIR	$0.775\!\sim\!0.900$	30			
Band6 LWIR       10.40~12.5       60         Band7 SWIR2       2.090~2.350       30         Band8 Pan       0.520~0.900       15         Band1 Coastal       0.433~0.453       30         Band2 Blue       0.450~0.515       30         Band3 Green       0.525~0.600       30         Band4 Red       0.630~0.680       30         Band5 NIR       0.845~0.885       30         Band6 SWIR1       1.560~1.660       30         Band7 SWIR2       2.100~2.300       30	Lanusat /	1999-11-15	Band5 SWIR1	$1.550 \! \sim \! 1.750$	30			
Band7 SWIR2       2.090~2.350       30         Band8 Pan       0.520~0.900       15         Band1 Coastal       0.433~0.453       30         Band2 Blue       0.430~0.515       30         Band3 Green       0.525~0.600       30         Band4 Red       0.630~0.680       30         Band5 NIR       0.845~0.885       30         Band6 SWIR1       1.560~1.660       30         Band7 SWIR2       2.100~2.300       30			Band6 LWIR	$10.40 \sim 12.5$	60			
Band8 Pan         0.520~0.900         15           Band1 Coastal         0.433~0.453         30           Band2 Blue         0.450~0.515         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band6 SWIR1         1.560~1.660         30           Band7 SWIR2         2.100~2.300         30			Band7 SWIR2	$2.090 \sim 2.350$	30			
Band1 Coastal         0.433~0.453         30           Band2 Blue         0.450~0.515         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band6 SWIR1         1.560~1.660         30           Band7 SWIR2         2.100~2.300         30			Band8 Pan	$0.520\!\sim\!0.900$	15			
Band2 Blue         0.450~0.515         30           Band3 Green         0.525~0.600         30           Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band6 SWIR1         1.560~1.660         30           Band7 SWIR2         2.100~2.300         30			Band1 Coastal	$0.433\!\sim\!0.453$	30			
Band3 Green         0.525~0.600         30           Landsat8         2015-01-03         Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band6 SWIR1         1.560~1.660         30           Band7 SWIR2         2.100~2.300         30			Band2 Blue	$0.450 \! \sim \! 0.515$	30			
Landsat8         2015-01-03         Band4 Red         0.630~0.680         30           Band5 NIR         0.845~0.885         30           Band6 SWIR1         1.560~1.660         30           Band7 SWIR2         2.100~2.300         30			Band3 Green	$0.525\!\sim\!0.600$	30			
Band5 NIR     0.845~0.885     30       Band6 SWIR1     1.560~1.660     30       Band7 SWIR2     2.100~2.300     30	Landsat	2015 01 02	Band4 Red	$0.630 \sim 0.680$	30			
Band6 SWIR11.560~1.66030Band7 SWIR22.100~2.30030	Landsat8	2013-01-05	Band5 NIR	$0.845\!\sim\!0.885$	30			
Band7 SWIR2 2.100~2.300 30			Band6 SWIR1	$1.560 \sim 1.660$	30			
			Band7 SWIR2	$2.100 \sim 2.300$	30			
Band8 Pan 0.500~0.680 15			Band8 Pan	$0.500 \! \sim \! 0.680$	15			



图 1 实验区域 Fig. 1 Study area

增强型水体指数; *MNDWI* (Modified Normalized Difference Water Index)为 Xu<sup>[15]</sup>提出的改进型 归一化水体指数; *NDWI* (Normalized Difference Water Index)为 Gao<sup>[16]</sup>提出的归一化水体指数; *NDVI* (Normalized Difference Vegetation Index)为 归一化植被指数<sup>[17]</sup>。



(a) 原始真彩色影像



(b) EWI 指数 图 2 本文构建的增强型水体指数

#### Fig. 2 The enhanced water index

由图 2 可以看出,水体像元纯净指数越高, 其 EWI 指数越大,如图 2 中河流呈现的特征所 示。这是由于水体的 MNDWI 和 NDWI 均较大, 而其 NDVI 指数很小,因此,水体呈现最高的 EWI 值。大棚因其光谱特征为薄膜与水体的混合 特征,呈现出比水体稍低的 EWI 值。植被水体 指数较低,NDVI 值较高,其 EWI 值相对最低。 而裸地等其他不透水层呈现的 EWI 值居于大棚 与植被之间。由以上分析可以看出,本文构建 的增强型水体指数可以用于将大棚和其他地物 区分开来。

#### 2.3 大棚提取方法

由 2.2 节构建的增强型水体指数,很好地描述了大棚的水体特征,为了更加快速准确地区分 其他地物类别,本文继续引入 NDVI 与可见光全 色波段两种特征进行区分。

由于自然植被具备较大的 NDVI 值,因此,利用归一化植被指数来区分植被与其他非 植被地物。

因在可见光全色波段(0.4~0.7 μm),大 棚呈现出高亮的光谱特征,而水体在可见光全 色波段反射率较低,因此利用该波段可以将大 棚与水体区分开。从图 3 的可见光全色波段与 EWI 的二维散点图可以看出,不同地物地物分 布区别明显。



图 3 联合 EWI 与可见光全色波段特征的 不同地物聚类分布

### Fig. 3 The 2D scatter between EWI and panchromatic image

由于可见光全色波段能够提高更高的空间 分辨率,因此本文通过重采样的方法将 NDVI 与 EWI 重采样至全色波段同等分辨率。为了更好地 得到不同地物的区分阈值,本文对可见光全色波 段进行归一化。

$$PAN = \frac{Pan - Pan_{\min}}{Pan_{\max} + Pan_{\min}}$$
(2)

其中, PAN 为归一化后可见光全色波段; Pan 为 原始可见光全色波段; Pan<sub>max</sub> 为原始可见光全 色波段最大值; Pan<sub>min</sub> 为原始可见光全色波段最

2 期

小值。

决策树分类器是一种非参数基于规则的分 类模型,其具有以下典型的优点:(1)计算速度 快,无需对数据的分布情况作出假设;(2)对特 征维度不敏感,能够对大量输入特征进行处理; (3)允许用户自定义特征的重要性程度<sup>[18]</sup>。目 前,已有研究者基于决策树在大棚检测取得了很 好的效果<sup>[4]</sup>。因此,本文通过构建一种简单有效 的决策树分类模型,并结合文章提出的大棚相关 特征,实现快速有效的大棚提取。本文的主要流 程如图 4 所示。

本文获取各种不同地物的聚类分布情况,进 而得到决策树分类阈值,决策树的相关阈值说明 如下:

(1)利用 NDVI,设定阈值 T<sub>0</sub>,将植被与其他地物进行区分;

(2)根据本文提出的增强型水体指数,通过
 设定一个阈值 T<sub>1</sub>,可以快速将具有水体特征包括
 大棚的地物与其他地物进行区分;

(3)根据大棚在可见光全色波段呈现的高亮 特征,因此可以非常简单地将其与水体进行区 分。同理,高亮人工地物也能与裸地等进行区分。由于在可见光全色波段大棚呈现的光谱特征与高亮建筑物非常相似(如图 2(a)所示),因此,设定同一阈值 T<sub>2</sub>将裸地与高亮人工地物、大棚与水体进行判别。

本文决策树的构建,是根据 2D 散点图得 到判定阈值,本文算法的实验参数设置如表 2 所示。

#### 表 2 本文决策树分类器参数设置

 Table 2
 Parameter set of decision tree in this work

在心	实验影像判定阈值						
平()7	$T_0$	$T_1$	$T_2$				
1999	0.40	-0.20	0.25				
2005	0.40	0	0.20				
2009	0.38	0	0.10				
2015	0.42	0	0.12				

## 3 结果与讨论

#### 3.1 实验结果

为了验证本文算法的有效性及监测近年来江 门地区大棚覆盖区域的变化情况,本文分别选



Fig. 4 The flowchart of this method

取了多景不同时期的 Landsat 影像进行了实验 验证。

为了对比本文算法的有效性,本文选取 Chen 等<sup>[14]</sup>提出的大棚提取算法作为对比,该识 别算法主要以 Landsat 影像为主,与本文算法一 致,具有较好的可比性。根据其建议,利用灰度 共生矩阵提取纹理特征,分别为能量、对比度、 熵、均匀性、均值、方差、非相似度、相关性等

(a) 1999 年真彩色影像



(d) 2005 年真彩色影像



(g) 2009 年真彩色影像



(j) 2015 年真彩色影像



(b) 1999 年大棚提取分类图(Chen 等<sup>[14]</sup>)



(e) 2005 年大棚提取分类图(Chen 等<sup>[14]</sup>)



(h) 2009 年大棚提取分类图(Chen 等<sup>[14]</sup>)



(k) 2015年大棚提取分类图(Chen 等<sup>[14]</sup>)图 5 大棚提取分类结果

Fig. 5 The result of greenhouse extraction

多个纹理特征。其中,纹理计算参数,方向确定 为 90°,利用随机森林算法选取前 20 个纹理特 征,SVM 分类器核函数选择为线性核函数,光 谱波段选择为前七个波段。

本文分别对多个不同年份的影像展开大棚提 取实验,实验结果如图5所示。

由图 5 可以看出,本文提出的快速大棚提取 算法有效地对不同地物进行了分类。对于不同



(c) 1999 年本文算法大棚提取分类图



(f) 2005 年本文算法大棚提取分类图



(i) 2009 年本文算法大棚提取分类图



(1) 2015 年本文算法大棚提取分类图

2017 年

年份、不同传感器获得的遥感影像均能准确地识 别出大棚。如1999年影像所示,实验区域大棚 覆盖区域极少,只有极个别的存在,本文算法也 能快速有效地识别。从整体效果上来看,本文算 法有效地区分出了裸地与水体(如小岛中蓝色所 示)。为了显示本文算法的准确性,对其中一部 分区域提取结果进行局部放大,如图6所示。

从目视结果来看,本文较好地识别出了大



(a) 1999 年真彩色影像



(b) 2005 年真彩色影像



(c) 2009 年真彩色影像



(d) 2015 年真彩色影像



(e) 1999 年提取结果(Chen 等<sup>[14]</sup>)



(f) 2005 年提取结果(Chen 等<sup>[14]</sup>)



(g) 2009 年提取结果(Chen 等<sup>[14]</sup>)



(h) 2015 年提取结果(Chen 等<sup>[14]</sup>)





棚区域,能够很好地将大棚与高亮建筑物区分

开,同时利用可见光波段大棚的高反射率,很 好地将大棚与鱼塘、水体、裸地区分开。对比

Chen 等<sup>[14]</sup>提出的算法可以看出,其提取的大棚

存在边缘粘连过多,且容易将鱼塘这类特殊地物

识别为裸地, 大棚边缘部分容易误识别为高亮建

筑物。而本文算法提取的大棚空间几何结构更为

(i) 1999 年本文算法大棚提取结果



(j) 2005 年本文算法大棚提取结果



(k) 2009 年本文算法大棚提取结果



(l) 2015 年本文算法大棚提取结果

图 6 不同年份大棚提取局部对比 Fig. 6 The detailed result of greenhouse extraction during different years

#### 3.2 精度评价与讨论

为了更好地定量评定本文算法的有效性,本 文采用分层随机法选取样本,通过构建误差矩阵 (混淆矩阵)的方式来进行精度评价。其中真实样 本点地物的判别以 Google Earth 及高分辨率遥感 影像为主要判定数据源。误差矩阵主要包括以 下精度评价指标:用户精度(User's Accuracy, UA)、生产者精度(Produce's Accuracy, PA)和总 体精度(Overall Accuracy, OA)。为了更好地评定 UA 与 PA 之间的关系,本文采用 F 测度的方式进 行评价<sup>[111]</sup>,测度公式如下所示。

$$F_{\beta} = \frac{(\beta^2 + 1) \times PA \times UA}{\beta^2 \times PA + UA}$$
(3)

其中, $\beta$ 表示 UA 与 PA 之间的权重关系,本文 将其设为 1。

本文算法在多个不同年份上进行实验,结果

表明:采用本文算法提取的大棚精度较高,能够 满足快速有效的大棚识别要求。从精度分布(图 7) 可以看出,相比于 Chen 等<sup>[14]</sup>提出的算法,本文 算法总体精度与 Kappa 系数均得到了更高的精度 指标,定量地验证了本文算法的有效性。提取的 大棚在 F 测度与生产者精度、用户精度方面大棚 精度接近 Chen 等<sup>[14]</sup>提出的算法,甚至优于其算 法(表 3~5)。在其他地物类,尤其是水体与高 亮人工地物方面,相比 Chen 等<sup>[14]</sup>提出的算法, 得到了更优的结果。

根据本文的大棚检测结果,对实验区域的大棚覆盖面积进行了统计,结果如图8所示。

由图 8 可以看出,该地区的大棚覆盖面积逐 年增加,其中 2005—2009 年增速最快,大棚覆 盖面积大大增加。另外,从空间分布上来看,大 棚新增的区域空间分布密集,结构紧凑。





Fig. 7 The result of Kappa and overall accuracy

化3 「別反刈り	表3	F 测度对比
----------	----	--------

 Table 3
 The result of F-measure

样本	1999 年		2005	2005 年		2009 年		_	2015 年	
	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文		Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文	_	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文
植被	0.7979	0.8648	0.8830	0.8565		0.8186	0.8677		0.8666	0.8247
水体	0.7085	0.7253	0.7919	0.7227		0.7142	0.8374		0.7926	0.7872
裸地	0.6165	0.6456	0.4953	0.6628		0.6589	0.7467		0.6273	0.6887
大棚	0.7734	0.7741	0.8014	0.7817		0.8135	0.8571		0.7909	0.8064
高亮人工地物	0.7734	0.8131	0.4808	0.8259		0.7692	0.8497		0.7976	0.8601

## 表 4 生产者精度对比

Table 4 The result of produce's accuracy

样本	1999 年		2005	2005 年		2009 年		_	2015 年	
	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文		Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文	_	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文
植被	0.7900	0.8000	0.8031	0.8030		0.8800	0.8200		0.7800	0.8000
水体	0.6200	0.7000	0.6577	0.6800		0.6000	0.8500		0.7222	0.7400
裸地	0.8200	0.8200	0.7660	0.8415		0.8500	0.8700		0.8500	0.8217
大棚	0.7000	0.7200	0.7400	0.7000		0.7200	0.7800		0.7000	0.7500
高亮人工地物	0.6900	0.7400	0.3797	0.7880		0.7000	0.8200		0.7444	0.8300

表	5	用	户精	度ず	HH-
x	0	/17	/ 1A	IX A	

Table 5 The result of user's accuracy

样本 -	1999 年		2005	2005 年		2009 年		2015 年	
	Chen 等 <sup>[14]</sup>	本文							
植被	0.8061	0.9411	0.9805	0.9177	0.7652	0.9213	0.9750	0.8510	
水体	0.8266	0.7526	0.9950	0.7712	0.8823	0.8252	0.8783	0.8409	
裸地	0.4939	0.5324	0.3659	0.5467	0.5379	0.6541	0.4970	0.5928	
大棚	0.8641	0.8372	0.8739	0.8851	0.9350	0.9512	0.9090	0.8720	
高亮人工地物	0.8625	0.9024	0.6554	0.8678	0.8536	0.8817	0.8589	0.8924	



Fig. 8 Cover change of greenhouse

## 4 总 结

从算法设计角度来看, Chen 等<sup>[14]</sup>提出的算 法涉及复杂的图像特征提取,如不同纹理特征的 提取、特征维度减少等,并且利用监督机器学习 方法,需要人工勾选地物训练样本,一定程度上 影响了算法的自动化程度,且此类机器学习算法 需要训练得到分类模型,效率难以提高。本文使 用简单的决策树分类器,模型构建简单,实现效

#### 率较高。

本文针对冬季大棚内表面结露这一自然现 象,基于 Landsat 影像,巧妙地设计了一种快 速、高效的大棚提取算法,在多个不同年份的影 像上展开实验,结果证明了本文方法的有效性。 同时,我们观察到大棚内表面在冬季会产生冷凝 露水的自然现象并创造性地将其运用到大棚的遥 感识别,奠定了本文的算法基础,也保证了本文 大棚识别算法的鲁棒性。我们提出的方法简单易 行并且易于理解,可以为采用类似 Landsat 影像 检测大范围内的大棚设施提供技术支持。需要指 出的是,本文大棚识别主要是冬季,对于其他季 节是否会有同样的效果仍然是一个值得讨论的问 题。另外,由于本文研究区主要为亚热带的南美 白对虾养殖区域,因此文章提出的大棚遥感识别 方法是否可以应用到检测其他气候带的蔬菜或者 其他农作物大棚, 是今后需要进一步深入研讨的 问题。

## 参考文献

- Vol N. What are the components of a plasticulture vegetable system? [J]. Horttechnology, 1996, 6(3): 150-154.
- [2] Espi E. PLastic films for agricultural applications[J]. Journal of Plastic Film & Sheeting, 2006, 22(2): 85-102.
- [3] He WQ, Yan CR, Liu S, et al. The use of plastic mulch film in typical cotton planting regions and the associated environmental pollution [J]. Journal of Agro-Environment Science, 2009, 28(8): 1618-1622.
- [4] Lu L, Di L, Ye Y. A decision-tree classifier for extracting transparent plastic-mulched landcover from Landsat-5 TM images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2014, 7(11): 4548-4558.
- [5] Lu L, Hang D, Di L. Threshold model for detecting transparent plastic-mulched landcover using moderate-resolution imaging spectroradiometer time series data: a case study in southern Xinjiang, China [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9(1): 974-982.
- [6] Novelli A, Tarantino E. Combining ad hoc spectral indices based on Landsat-8 OLI/TIRS sensor data for the detection of plastic cover vineyard [J]. Remote Sensing Letters, 2015, 6(12): 933-941.
- [7] Wu CF, Deng JS, Wang K, et al. Object-based classification approach for greenhouse mapping using Landsat-8 imagery [J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2016, 12(6): 722-734.
- [8] Aguera F, Aguilar MA, Aguilar FJ. Detecting greenhouse changes from QuickBird imagery on the mediterranean coast [J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(21): 4751-4767.
- [9] Aguilar M, Bianconi F, Aguilar F, et al. Objectbased greenhouse classification from GeoEye-1 and WorldView-2 stereo imagery [J]. Remote Sensing,

2014, 6(5): 3554-3582.

- [10] Aguilar M, Vallario A, Aguilar F, et al. Objectbased greenhouse horticultural crop identification from multi-temporal satellite imagery: a case study in Almeria, Spain [J]. Remote Sensing, 2015, 7(6): 7378-7401.
- [11] Aguilar M, Nemmaoui A, Novelli A, et al. Objectbased greenhouse mapping using very high resolution satellite data and Landsat 8 time series [J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 513-525.
- [12] Salas E, Boykin K, Valdez R. Multispectral and texture feature application in image-object analysis of summer vegetation in eastern Tajikistan Pamirs [J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 78-89.
- [13] Novelli A, Aguilar MA, Nemmaoui A, et al. Performance evaluation of object based greenhouse detection from Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI data: a case study from Almería (Spain) [J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2016, 52(2): 403-411.
- [14] Chen ZX, Wang LM, Wu WB, et al. Monitoring plastic-mulched farmland by Landsat-8 OLI imagery using spectral and textural features [J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 353.
- [15] Xu H. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index [J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(5): 589-595.
- [16] Gao BC. NDWI-a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 257-266.
- [17] Defries RS, Townshend JRG. NDVI-derived land cover classifications at a global scale [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(17): 3567-3586.
- [18] De'Ath G, Fabricius KE. Classification and regression trees: a powerful yet simple technique for ecological data analysis [J]. Ecology, 2008, 81(81): 3178-3192.