中国常世信息

第31卷第6期2019年12月

2019, 31 (6): 47-60

基于 ANN 多源遥感数据融合的耕地种植强度 估算方法研究^{*}

徐 猛,陶建斌*,吴琪凡

(地理过程分析与模拟湖北省重点实验室/华中师范大学城市与环境科学学院,湖北武汉 430079)

摘要:【目的】文章引入"种植强度指数"的概念,对现有评价指标进行改进,利用基于遥 感数据的种植强度指数实现耕地集约化利用程度的精细化表达。【方法】该文以湖北省为研 究区,融合 Landsat 8 遥感数据和 MODIS 时间序列植被指数数据,构建了人工神经网络模型 估算湖北省耕地种植强度。【结果】利用 BP 神经网络提取的研究区耕地种植强度与验证样区 耕地种植强度间决定系数达到 0.923,证明了该研究方法的可靠性。【结论】人工神经网络模 型估算方法得到的高时空融合的种植强度数据集,可为智慧农业提供技术方法和基础数据, 对于耕地集约化利用的研究具有重要意义。

关键词:种植强度;BP神经网络;多源遥感数据 DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20190606

0 引言

农业生产是人类社会存在和发展的基石,耕地是进行农业生产的基本资源和条件。 随着我国城市化迅速发展,每年约有 20 万 hm² 耕地被转化为建设用地^[1-3]。同时,随着 人口持续增长、饮食结构改变和非食物用途(如生物能源)农产品消耗的增加,人类对 农产品的需求不断增长。2015 年末全国人口为 13.75 亿,预计到 2030 年全国人口将增加 至 14.5 亿^[4],增长 5.45%,而同时期粮食需求将增长 47.19%,达到 9.17 亿 t^[5]。如何缓 解日益加剧的人地矛盾,是国际社会普遍关注的焦点问题。在耕地面积减少、粮食需求 持续增长和部分耕地质量恶化等多重压力下^[6],耕地集约利用成为保障国家粮食安全的 重要选项。同时,由于城市化快速发展对农业劳动力的虹吸效应,以及市场经济的发展 对农民种粮收益的冲击,部分地区农作物种植频率呈现下降趋势(表现为耕地撂荒和冬 闲田)。因此,耕地的集约利用成为解决未来世界粮食安全的重要途径,引起学界和业界 的广泛关注。

当前,国内外研究者多数将耕地的集约利用定义为种植频率(单季和双季等)^[7-13] 或者复种指数^[14-20],也有部分研究者从投入产出、生产管理和技术角度来对耕地利用强

收稿日期: 2019-10-30

第一作者简介: 徐猛(1995—),硕士研究生。研究方向:遥感影像的地学应用。Email:xumeng1216@mails.ccnu.edu.cn ※通信作者简介:陶建斌(1975—),博士、副教授。研究方向:遥感影像的地学应用。Email:taojb@mail.ccnu.edu.cn *基金项目:国家自然科学基金项目"江汉平原耕地种植强度模拟和优化研究"(41971371)

· 48 · 徐猛等:基于 ANN 多源遥感数据融合的耕地种植强度估算方法研究

第31卷第6期

度进行定义^[21-27]。Kehoe 等^[23]从输入、输出、系统3个测度总结了现有的对 Agricultural Land-use Intensity(简称 ALI)的定义。Jiang 等^[24]认为 ALI 通常有3种测度:种植频率、农业产出、农业投入。然而,无论是种植频率还是复种指数,都是对种植模式的硬性划分(如单季或双季)。一方面,尽管各种复种指数定义不尽相同,但本质上都是种植频率在空间尺度上的聚合或是时间尺度上的综合。另一方面,基于统计数据得到的一系列耕地指标缺乏详细的空间分布信息,忽略了行政区内部耕地集约利用水平的空间异质性。因此现有评价体系存在时、空分辨率上的矛盾,不能满足耕地集约化利用的精细评价的要求。

在国外,很早就有了 Cropping Intensity 或 ALI 的概念^[28-30],但却有许多不同的定义。 在对 Cropping Intensity 进行系统梳理的基础上,文章定义种植强度指数对耕地集约化利 用进行精确表征,通过构建人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)对时间序列 MODIS 数据与种植强度间的映射关系进行表达,以湖北省为研究区进行种植强度估算。 该文研究方法可获取高时空分辨率的种植强度数据集,对推动作物制图的进一步发展, 提高耕地集约化精细监测具有重要意义,为全球变化过程的分析与模拟提供理论、方法 和数据支撑。

1 研究区及数据

1.1 研究区

湖北省地处我国中部(东经108°21′42″~116°07′50″、北纬29°01′53″~33°6′47″),面积18.59万km²,约占全国国土面积的1.97%,耕地面积占到全国耕地面积的3.89%。湖北省东、西、北三面环山,中部低平。除部分山区外,大部分地区属亚热带季风气候,光热充足,降水丰沛。优越的自然环境和悠久的种植传统使湖北省成为著名的鱼米之乡, 其粮油生产在全国占有重要地位。

1.2 数据来源及数据预处理

该文采用的主要数据包括:(1) MOD13Q1(MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250 m SIN Grid) 250 m 分辨率 16 d 合成的植被指数数据^[31];(2) Landsat 8 遥 感影像^[32]。另外还采用了其他数据作辅助,包括 Google Earth 历史影像,GlobeLand30—2010 全球 30 m 空间分辨率土地覆盖数据^[33],中国 1:400 万矢量数据集。

MOD13Q1是陆地植被指数数据,具有250m的空间分辨率和16d的时间分辨率, 在地表植被监测领域的应用十分广泛。MOD13Q1数据包括增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)、归一化植被指数(Normal Differential Vegetation Index, NDVI)、 像素质量图层(Pixel Reliability, PR)等12个波段。该文采用2015年 MOD13Q1数据, 研究区所涉及图幅编号为h27v05、h27v06、h28v05、h28v06。高分辨率遥感数据采用了3 期 Landsat 8 多光谱遥感数据(表1),空间分辨率为30m,重返周期为16d。该研究中, MOD13Q1数据用于神经网络的输入特征,Landsat 8 遥感数据主要用于训练样本和验证样 本的制作。



图 1 研究区地理区位及地物覆盖类型(GlobeLand30-2010) Fig.1 The location of the study area and the land-cover types (GlobeLand30-2010)

| | - AC 1 | Bandsat 0 X m X m H m li lo | | | | |
|-----------------------|---------|-------------------------------------|-----|------------|-------|--|
| | Table 1 | Landsat 8 experimental data details | | | | |
| 数据标识 | | 条代号 | 行编号 | 日期 | 云量(%) | |
| LC81240392015081LGN00 | | 124 | 39 | 2015-03-22 | 19.19 | |
| LC81240392015193LGN00 | | 124 | 39 | 2015-07-12 | 6.03 | |
| LC81240392015209LGN00 | | 124 | 39 | 2015-07-28 | 1.74 | |

表1 Landsat8 实验数据详细信息

数据预处理包括 3 个部分:(1)利用 MODIS 批量处理工具(MRT)对 MOD13Q1 数 据进行预处理, 重采样至 240 m, 投影坐标选择 WGS 1984 UTM Zone 49N, 提取出 EVI 图层,并以 Landsat 8 影像为基准对 MOD13Q1 数据进行配准。(2) MOD13Q1 数据受到 云、雪、阴影等诸多因素的影响,原始 EVI 数据存在很多噪声,需要通过数学方法对原 始 EVI 数据进行重建。TIMESAT 是用于平滑长时间序列 EVI 数据的有效工具^[34],提供 多种数据重建方法,该文采用 Savitsky-Golay 算法(简称 S-G 滤波算法),这是一种基于 最小二乘法的移动窗口加权平均的数据重建方法^[35]。S-G滤波算法在去除噪声的同时, 能够清晰的保留局部细节,并且对 EVI 曲线的峰值和峰宽保真度较高^[36]。(3)提取耕地 掩膜,对 GlobalLand 30-2010 年数据产品进行投影变换、裁剪、重分类等处理,提取湖 北省的耕地掩膜。

2 研究方法

利用神经网络估算耕地种植强度的基本假设是:多时相遥感影像的 EVI 数据反映 了耕地的利用状态,耕地的不同利用状态与耕地种植强度之间存在映射关系。该文将 MOD13Q1 时间序列 EVI 数据和基于 Landsat 8 数据获取的样本区种植强度分别作为神经 网络的输入和输出层,训练网络模型,利用该网络模型估算整体耕地种植强度。

2.1 种植强度指数

种植强度指数是指在亚像元尺度下综合表征农作物的空间分布和种植频率的指数, 其公式为:

$$CII = \frac{D_{\rm crop} \times 2 + S_{\rm crop}}{2n} \tag{(1)}$$

第31卷第6期

式(1)中, *CII* 为种植强度指数, D_{erop} 为1个 MODIS 像元内 Landsat 8 遥感影像上 双季作物的像元个数, S_{erop} 为1个 MODIS 像元内 Landsat 8 遥感影像上单季作物的像元个数, n 为1个 MODIS 像元内 Landsat 8 遥感影像上的像元总数。

*CII*为 MODIS 像元内的种植频率的均值,值域范围为 0~1(图 2)。在地块完整的双季作物种植区,其种植强度为 1 或接近于 1。在地块完整的单季作物种植区,其种植强度为 0.5 或接近 0.5。非耕地区域的种植强度则为 0(忽略研究区内少量的三季作物)。



图 2 耕地种植强度示意图 Fig.2 Diagram of cropping intensity

2.2 样本种植强度

Landsat 8 遥感影像用于样本区耕地种植频率的分类。在种植频率分类结果的基础上 采用 ArcGIS 的分区统计与重采样工具实现种植频率的概化工作。

湖北省耕地种植模式主要以单季和双季为主^[37]。单双季作物的物候期存在较大差 异,单季作物生长起始期较晚,大概在每年4月初。双季作物第1个生长季约在每年1 月中下旬开始,在4月中下旬结束,EVI曲线在第129、145 d处明显下降(图3)。以 2015年为例,在1—4月的Landsat8真彩色合成图像上,单季作物种植区呈现暗灰色, 双季作物种植区呈现暗绿色(图4)。选取 MOD13Q1 的 001、145 这 2 期 EVI 影像,将 001、145、001分别赋予红、绿、蓝通道,能够明显地凸显出双季作物种植区,根据加 中国农业信息

2019年12月-

色法原理,双季作物种植区呈现出品红色(图5)。借此结合 Google Earth 高清影像以辅助判读 Landsat 8 遥感影像的非监督分类结果。样本区的选择应包括耕地、水体、天然植被、建设用地、裸地等多种地物类型,且面积不应小于研究区面积的 15%,以增强模型的鲁棒性和泛化性。该文采用非监督分类 ISODATA 分类方法对样本区 Landsat 8 遥感影像进行分类,初始类数量为 20 类,迭代次数为 15 次。然后将初始分类结果重分类为双季作物、单季作物和其它 3 类。借助 ArcGIS 创建 240 m 的格网,分区统计每个网格单元内种植频率的平均值,得到每个网格单元的种植强度,值域为 0~1 (图6)。









Fig.4 Typical distribution areas of single cropping crops and double cropping crops of cropland in Hubei Province in 2015

· 51 ·



・ 52 ・ 徐猛等:基于 ANN 多源遥感数据融合的耕地种植强度估算方法研究
第 31 卷第 6 期

图 5 2015 年湖北省耕地 MOD13Q1 EVI 假彩色合成 Fig.5 False color composite of MOD13Q1 EVI of cropland in Hubei Province in 2015



图 6 基于 Landsat 8 影像的训练样本区数据: a. 种植频率; b. 耕地种植强度 Fig.6 Cropping frequency and intensity of training sample area based on Landsat 8

2.3 模型训练

人工神经网络是一种模拟生物神经网络,进行分布式并行信息处理的数学模型,它 具有自主学习的能力,通过不断改变神经节点之间的连接权重,完成由输入数据到目标 数据的复杂映射^[38]。BP神经网络又称为前馈型神经网络,是人工神经网络中应用最为 广泛的模型之一,其由3部分组成:输入层、隐含层(可以是单层,也可以是多层)、输 出层。BP神经网络通过误差的反向传播,不断调整输入层与隐含层、隐含层与输出层之 中国农业信息

2019年12月-

间的权重和误差,使网络输出与实际输出的误差最小化^[39]。该文利用 MATLAB 设计 BP 神经网络自主学习样本区 23 期 EVI 数据集与耕地种植强度间的映射关系,样本区 23 期 EVI 作为输入层,耕地种植强度作为输出层。在隐含层数量及隐含层神经元个数的选择上,该文参考 Kolomogorov 定理。Hecht-Nielsen 指出,映射网络存在 Kolomogorov 定理,即对于任意连续函数 $f:[0, 1]^n \rightarrow R^m$ 都可以用 1 个 3 层前向神经网络实现,且中间层神经元个数不多于 $2n+1 \uparrow^{[40]}$ 。因此该文设计的 BP 神经网络为 3 层:输入层、输出层和隐含层。关于神经元个数的选择,在遵循 Kolomogorov 定理的基础上,通过多次试验,最终将神经元个数定为 15,即构成 1 个 23–15–1 的 BP 神经网络模型,见图 7。神经网络其他参数设置如下:训练函数 TRAINLM,学习函数 LEARNGDM,隐含层与输出层传递函数均为 LOGSIG。



图 7 BP 神经网络模型 Fig.7 Back propagation neural network model

3 结果与分析

3.1 样本精度验证

基于神经网络估算的耕地种植强度其准确性受样本精度影响,为了利用验证样本对估算结果进行精度评价,需要保证样本精度。该文从 Google Earth 历史影像(2015年3月6日、2015年3月25日、2015年3月27日、2015年10月11日)上选取了其他、单

· 53 ·

季作物、双季作物 3 类共计 1 218 个真实样本(图 8),以验证样本精度。结果表明,基于 Landsat 8 影像得到的样本总体精度达到了 93.51%, Kappa 系数为 0.914(表 2),证明 了样本具有很高的可信度。

第 31 卷第 6 期



图 8 2015 年湖北省耕地真实样本空间分布 Fig.8 Spatial distribution of truth sample of cropland in Hubei Province in 2015

| | Table 2 | Confusion matrix of sample | classification results | | | |
|----------|---------------------------|----------------------------|------------------------|---------|--|--|
| 米回 | 基于 Google Earth 历史影像的真实样本 | | | | | |
| 矢刑 一 | 其他 | 单季作物 | 双季作物 | 用户精度(%) | | |
| 其他 | 345 | 18 | 5 | 93.75 | | |
| 单季作物 | 13 | 366 | 15 | 92.89 | | |
| 双季作物 | 9 | 19 | 428 | 93.86 | | |
| 生产者精度(%) | 94.01 | 90.82 | 95.54 | — | | |

表 2 样本分类结果混淆矩阵

3.2 种植强度精度验证

该文通过种植强度指数和人工神经网络估算方法对验证样本区进行处理,制作验证 样本区耕地种植强度,并与 BP 神经网络提取的种植强度结果作对比。从目视结果来看, Landsat 8 遥感影像上的种植频率分布与 BP 神经网络提取的耕地种植强度呈现出较高的一 致性(图 9)。

利用回归分析验证 BP 神经网络提取的湖北省耕地种植强度的精度。图 10 显示了验证样本区基于 Landsat 8 影像的耕地种植强度与 BP 神经网络提取的耕地种植强度的散点 图和线性关系。*R*² 达到 0.923,回归方程系数为 0.948,截距项为 0.023,说明二者之间的数据偏差很小,验证了 BP 神经网络提取耕地种植强度的可靠性。





图 9 a. 基于 Landsat 8 影像分类结果的验证样本区种植频率
b. 基于 BP 神经网络提取的验证样本区耕地种植强度
Fig.9 a. Cropping frequency in validation sample area

b. Cropping intensity in validation sample area extracted from BP neural network





3.3 湖北省耕地种植强度分析

该文利用神经网络提取了 2015 年湖北省耕地种植强度(图 11)。基于 BP 神经网络 提取的种植强度实现了对耕地集约利用程度的软划分。BP 神经网络提取的种植强度与陶 建斌等^[41]提取的 2015 年湖北省种植频率分布基本吻合(图 12)。图 13 为陶建斌提取的 2015 年湖北省耕地种植频率与该文 BP 神经网络提取的耕地种植强度在江汉平原地区的 对比,结果显示 BP 神经网络提取的耕地种植强度空间分辨率更高,细节表现能力更强, 层次更加分明。



・ 56 ・ 徐猛等:基于 ANN 多源遥感数据融合的耕地种植强度估算方法研究
第 31 卷第 6 期

图 11 2015 年湖北省耕地种植强度 Fig.11 Cropping intensity in Hubei Province in 2015



图 12 陶建斌等提取的 2015 年湖北省耕地种植频率^[41] Fig.12 Cropping frequency from Tao Jianbin, et al in Hubei province in 2015

基于统计数据^[42]计算得到 2015 年湖北省县级尺度的耕地复种指数(图 14)。BP 神 经网络提取的耕地种植强度与基于统计数据得到的耕地复种指数间总体上较为吻合,复 种指数较高的江汉平原地区对应着种植强度高值区,复种指数较低的西部山区对应着种 植强度的低值区。然而相较之下,BP 神经网络提取的耕地种植强度分辨率更高,对耕地 集约利用水平的评价更为精确。





图 13 2015 年湖北省耕地种植频率与种植强度对比 a. 该文提取的种植频率 b. 陶建斌等提取的种植强度 Fig.13 Comparison of cropping frequency and cropping intensity in Hubei province in 2015



图 14 2015 年湖北省耕地复种指数 Fig.14 Multi-cropping index in Hubei Province in 2015

4 结论与讨论

该文提出了种植强度的概念,并定义了种植强度指数以精确表征耕地的集约化利用。 构建 BP 神经网络模拟时间序列 EVI 数据集与种植强度间的映射关系。估算结果精度达到 92.3%,证明了 BP 神经网络提取耕地种植强度的可靠性。该方法充分发挥遥感技术多尺

· 57 ·

· 58 · 徐猛等:基于 ANN 多源遥感数据融合的耕地种植强度估算方法研究

度的时空表达能力和地物时间谱特征捕获能力的优势,并结合人工神经网络自主学习能 力的特点,可获得高时空融合的耕地种植强度数据集。

第31卷第6期

传统的基于统计数据的耕地集约化研究,尽管在时间尺度上能够保证良好的连续性, 但基于行政区单元的统计数据往往忽略了内部的空间异质性,空间分辨率较低;而国内 外现有的基于遥感数据的耕地集约化利用研究虽然保证了较高的空间精度,但在方法上 大都采用了连续年份的平均;该文提出的耕地种植强度弥补了现有指标的不足,将耕地 集约利用研究尺度缩小至亚像元级别,具有融合高时间分辨率和高空间分辨率的特点, 能够实现对耕地种植强度的精细监测。

该文的研究重点在于方法的探究,未来将关注该方法应用于更大区域尺度耕地种植 强度的时空变化以及种植强度估算中的地域分异问题。同时,该文在使用 BP 神经网络时 未探究其作用机理,导致网络模型训练的不确定性缺乏合理解释。

参考文献

- [1] 刘纪远, 匡文慧, 张增祥, 等. 20世纪80年代末以来中国土地利用变化的基本特征与空间格局. 地理学报, 2014, 69(1): 3~14.
- [2] Wang L, Li C C, Ying Q, et al. China's urban expansion from 1990 to 2010 determined with satellite remote sensing. *Chinese Science Bulletin* 2012(22): 2802~2812.
- [3] Lichtenberg E, Ding C. Assessing farmland protection policy in China. Land Use Policy, 2008, 25(1): 59~68.
- [4]新华社.国务院印发《国家人口发展规划(2016-2030年)》.城市规划通讯,2017(3):8~9.
- [5] 尹靖华, 顾国达. 我国粮食中长期供需趋势分析. 华南农业大学学报(社会科学版), 2015, 14(2): 76~83.
- [6] 陈印军,肖碧林,方琳娜,等.中国耕地质量状况分析.中国农业科学,2011,44(17):3557~3564.
- [7] Yan H, Xiao X, Huang H, et al. Multiple cropping intensity in China derived from agro-meteorological observations and MODIS data. *Chinese Geographical Science*, 2014 (2): 71~85.
- [8] Teluguntla P, Thenkabail P S, Xiong J, et al. Spectral matching techniques (SMTs) and automated cropland classification algorithms (ACCAs) for mapping croplands of Australia using MODIS 250 m time series (2000-2015) data. International Journal of Digital Earth, 2017: 1~34.
- [9] Jain M, Mondal P, Defries R S, et al. Mapping cropping intensity of smallholder farms: A comparison of methods using multiple sensors. *Remote Sensing of Environment*, 2013(134): 210~223.
- [10] Liu J, Zhu W, Cui X. A shape-matching cropping index (CI) mapping method to determine agricultural cropland intensities in China using MODIS time-series data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2012, 78(8): 829~837.
- [11] Qiu B, Lu D, Tang Z, et al. Mapping cropping intensity trends in China during 1982—2013. Applied Geography, 2017 (79): 212~222.
- [12] Le L, Mark F, Qinchuan X, et al. Mapping crop cycles in China using MODIS-EVI time series. *Remote Sensing*, 2014, 6(3): 2473~2493.
- [13] Elliott C M, Boserup E. The conditions of agricultural growth: The economics of agrarin change under population pressure. The Economic History Review, 1965, 18(3): 655.
- [14] 陈仲新,任建强,唐华俊,等.农业遥感研究应用进展与展望.遥感学报,2016(20):767.
- [15] Stefan S, Portmann F T, Petra D. Global patterns of cropland use intensity. Remote Sensing, 2010, 2(7): 1625~1643.
- [16]朱会义,李秀彬,辛良杰.现阶段我国耕地利用集约度变化及其政策启示.自然资源学报,2007(6):57~65.
- [17] Mauser W, Klepper G, Zabel F, et al. Global biomass production potentials exceed expected future demand without the need for cropland expansion. *Nature Communications*, 2015(6): 8946.
- [18] Estel S, Kuemmerle T, Levers C, et al. Mapping cropland-use intensity across Europe using MODIS NDVI time series. Environmental Research Letters, 2016, 11(2): 024015.
- [19] 谢花林,刘桂英.1998—2012年中国耕地复种指数时空差异及动因.地理学报,2015,70(4):604~614.
- [20] De Beurs K M, Ioffe G. Use of Landsat and MODIS data to remotely estimate Russia's sown area. Journal of Land Use Science, 2014, 9(4): 377~401.

中国农业信息

2019 年 12 月

[21] K Hling I, Broll G, Trautz D. Spatio-temporal analysis of agricultural land-use intensity across the Western Siberian grain belt. Science of the Total Environment, 2016, 544(3): 271~280.

- [22] Temme A J A M, Verburg P H. Mapping and modelling of changes in agricultural intensity in Europe. Agriculture Ecosystems and Environment, 2011, 140(1/2): 46~56.
- [23] Kehoel, Kuemmerle T, Meyer C, et al. Global patterns of agricultural land-use intensity and vertebrate diversity. *Diversity and Distributions*, 2015, 21(11): 1308~1318.
- [24] Jiang L, Deng X Z, Seto K C. The impact of urban expansion on agricultural land use intensity in China. Land Use Policy, 2013, 35(35): 33~39.
- [25] Ruiz-Martinez I, Marraccini E, Debolini M, et al. Indicators of agricultural intensity and intensification: A review of the literature. Journal of Agronomy, 2015, 10(2): 74.
- [26] Tilman D, Balzer C, Hill J, et al. Global food demand and the sustainable intensification of agriculture. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2011, 108(50): 20260~20264.
- [27] Kerr J T, Cihlar J. Land use and cover with intensity of agriculture for Canada from satellite and census data. Global Ecology and Biogeography, 2003, 12(2): 161~172.
- [28] Foley J A, Defries R, Asner G P, et al. Global consequences of land use. Science, 2005, 309(5734): 570~574.
- [29] Tilman D, Fargione J, Wolff B, et al. Forecasting agriculturally driven global environmental change. Science, 2001, 292(5515): 281~284.
- [30] Xin Q, Gong P, Yu C, et al. A production efficiency model-based method for satellite estimates of corn and soybean yields in the midwestern US. *Remote Sensing*, 2013, 5(11): 5926~5943.
- [31] 美国航空航天局. https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov, 2015.
- [32] 美国地质调查局. https://glovis.usgs.gov, 2015.
- [33] 国家基础地理信息中心.http://www.globallandcover.com/GLC30Download/index.aspx, 2015.
- [34] J Nsson P, Eklundh L. TIMESAT—a program for analyzing time-series of satellite sensor data. Computers and Geosciences, 2004, 30(8): 833~845.
- [35] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. Analytical Chemistry, 1964, 36(8): 1627~1639.
- [36] 王乾坤, 于信芳, 舒清态, 等. MODIS EVI 时序数据重建方法及拟合分析. 地球信息科学学报, 2015, 17(6): 732~741.
- [37] 丁明军, 陈倩, 辛良杰, 等. 1999—2013年中国耕地复种指数的时空演变格局. 地理学报, 2015, 70(7): 1080~1090.
- [38] 王磊.人工神经网络原理、分类及应用.科技资讯,2014(3):246~247.
- [39] Rumelhart D E. Learning representations by back-propagating errors. Nature, 1986, 323(6088): 533~536.
- [40] Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. Proceedings of IEEE First International Conference on Neural Networks(ICNN), 1987(III): 11~14.
- [41] Tao J B, Wu W B, Liu W B. Spatial-temporal dynamics of cropping frequency in Hubei Province over 2001—2015. Sensors, 2017, 17(11): 2622.
- [42]《湖北农村统计年鉴》编辑委员会.2016年湖北农村统计年鉴.北京:中国统计出版社,2016.

Estimating cropping intensity of croplands using multi– source remote sensing data and ANN

Xu Meng, Tao Jianbin^{**}, Wu Qifan

(The College of Urban and Environmental Sciences, Central China Normal University/Key Laboratory of Geographical Processes and Simulation of Geographical Processes, Hubei Wuhan 430079, China)

Abstract: [**Purpose**] The concept of "Cropping Intensity" is introduced to improve the existing evaluation indexes, and the Cropping Intensity Index based on remote sensing data is used to

· 60 · 徐猛等:基于 ANN 多源遥感数据融合的耕地种植强度估算方法研究

第31卷第6期

refine expression of intensive use of cultivated land. [Method] The Landsat 8 remote sensing data and MODIS time series vegetation index data were combined to construct an artificial neural network (ANN) model to estimate the cropping intensity of cropland in Hubei Province. [Result] The estimation accuracy based on sample area verification reaches 92.3%, which proves the reliability of the method. [Conclusion] The high-temporal fusion cropping intensity data set obtained by the method can provide technical methods and basic data for smart agriculture, which is of great significance for the study of intensive use of cultivated land.

Key words: cropping intensity; back propagation neural network; multi-source remote sensing data

