

# 基于人工神经网络多源数据融合的子像元冬油菜提取 ——以两湖平原为例

刘文斌, 陶建斌, 徐 猛, 陈瑞卿, 郭 洋

(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, 武汉 430079)

**摘要:** 油菜是我国第五大农作物和重要的油料作物。获取油菜的种植分布信息对食用油市场的发展和粮食安全具有重要意义。两湖平原泛指包括湖北江汉平原和湖南洞庭湖平原在内的广大平原区域, 是我国重要的粮棉油生产基地, “湖广熟, 天下足”指的就是这一地区。由于耕地破碎, 种植结构复杂, 两湖平原轮作和间作的现象非常普遍, 传统的遥感监测方法难以准确地获取冬油菜的空间分布。本文提出了一种基于人工神经网络ANN的子像元冬油菜提取方法, 将时间序列MODIS-EVI和GF-1数据结合以提取两湖平原的冬油菜丰度信息。首先采用顺序前向选择SFS算法从时间序列MODIS-EVI数据集中进行物候特征优选; 然后构建融合多源数据的ANN模型估算两湖平原的冬油菜丰度。结果表明: 基于ANN方法获取的冬油菜分布具有较高的精度(ANN估算结果与GF-1和统计数据的验证精度分别为91.54%和74.70%), 在中分辨率影像进行大尺度冬油菜精细制图方面显示出巨大潜力, 可为我国冬油菜的空间分布制图和时空格局分析提供技术方法。

**关键词:** 人工神经网络; 冬油菜; 子像元; 时间序列MODIS; 两湖平原

油菜是世界第三大植物油来源<sup>[1]</sup>, 也是我国第五大农作物类型(仅次于水稻、小麦、玉米和大豆)。冬油菜的种植面积和产量占我国油菜总量的90%以上, 主要集中在长江流域。两湖平原位于长江中游, 泛指包括湖北江汉平原和湖南洞庭湖平原在内的广大平原区域, 是我国冬油菜主产区之一。近年来, 随着中部崛起和长江经济带等国家战略的推进, 该地区市场经济和城市化水平得以快速发展, 同时伴随着农作物种植频率的下降以及耕地的显著减少<sup>[2-3]</sup>。冬油菜和冬小麦作为该地区主要的冬季作物, 二者存在着竞争性用地关系<sup>[4]</sup>, 其分布格局也发生了巨大变化。监测冬油菜的时空分布对于我国食用油市场的发展和粮食安全具有重要意义<sup>[5]</sup>。

在农业遥感研究中, MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)、AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) 等中分辨率的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)和增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)包含着植被生长的季节性物候信息, 被广泛应用于作物的空间分布制图<sup>[6-12]</sup>。国内现有研究多集中于水稻、小麦等大宗粮食作物<sup>[9,11-13]</sup>, 对油菜等经济作物的研究并不多见。另从研究区域来讲, 现有研究多集中在东北和华北平原。在华中和华南地区, 受

收稿日期: 2018-08-01; 修订日期: 2019-01-24

基金项目: 湖北省自然科学基金项目(2017CFB434)

作者简介: 刘文斌(1994-), 男, 湖北鄂州人, 硕士, 研究方向为遥感影像的地质应用。

E-mail: liuwenbin\_ccnu@163.com

通讯作者: 陶建斌(1975-), 男, 湖北应城人, 副教授, 研究方向为遥感影像的地质应用。

E-mail: taojb@mail.ccnu.edu.cn

自然地理环境制约,农田普遍比较破碎;同时受农户种植行为影响,间作和轮作现象非常普遍。因此,该地区卫星影像的混合像元问题更为严重,加大了冬油菜的提取难度。

现有的油菜提取方法主要有线性光谱混合模型、决策树和光谱角制图等<sup>[14-18]</sup>。尽管决策树充分考虑了作物生长的物候特征,具有很好的解释能力,但这种基于先验知识的方法主观性强,泛化性较弱。人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)因其自学习和自适应能力,在遥感领域的研究不断深化<sup>[19-22]</sup>。有学者认为,ANN能够自主学习时间序列植被指数与农作物端元之间的非线性关系,分类效果优于传统的线性光谱混合模型<sup>[21,23]</sup>。然而在我国华中和华南地区,基于ANN方法的冬油菜提取效果如何仍然未知。

综上,本文提出一种基于ANN的融合多源数据的子像元冬油菜提取方法。研究内容包括:(1)基于顺序前向选择(Sequential Forward Selection, SFS)算法的冬油菜物候特征优选;(2)基于ANN的子像元冬油菜提取方法。并且定性和定量分析验证该方法的可靠性,对监测我国长江流域的冬油菜时空格局具有重大的指导意义和实践价值。

## 1 研究方法与数据来源

### 1.1 研究区概况

两湖平原地处我国中部,长江横贯其中,因洪湖和洞庭湖而得名“两湖”,泛指包括湖北江汉平原和湖南洞庭湖平原在内的广大平原区域,国土面积约6万km<sup>2</sup>(图1)。境内河网密布,湖泊众多,土壤肥沃,物产丰富。主要的土地覆盖类型有森林、灌木林地、草地、农田、水体和城市建设用地等(森林、灌木林地和草地归并为“天然植被”)。两湖平原是全国重要的粮棉油生产基地,自古有“湖广熟,天下足”之称。伴随着国家中部发展战略的推进,两湖平原同时成为长江经济带农业发展的中心枢纽。平原境内盛产水稻、小麦、油菜和大豆等,其中油菜是该地区最重要的油料作物。据统计,2015年该地区的油菜种植面积约占全国油菜总面积的1/7<sup>[24-26]</sup>。

### 1.2 数据来源和预处理

论文使用的数据集:(1)2014年10月至2015年6月的MOD13Q1植被指数16天合成产品;(2)2015年3月21日的高分一号(GF-1)多光谱影像;(3)GlobeLand30-2010(GL30-2010)土地覆盖数据;(4)2015年3月25日的Google Earth高清影像(表1)。其他辅助数据包括中国1:400万县级矢量数据和农业统计数据等。

MOD13Q1植被指数产品空间分辨率为250 m,包括NDVI、EVI、地表反射率数据和质量控制数据等12个图层,采用最大值合成法(Maximum Value Composite, MVC)16天合成产生。数据集由美国国家航空航天局(NASA)提供(<https://ladsweb.modaps.eos-dis.nasa.gov/>)。覆盖研究区域的MODIS图幅编号分别为:h27v05、h27v06、h28v05和h28v06。相比于NDVI, EVI对植被冠层结构变化(包括叶面积指数、冠层类型、冠层结构等)更敏感<sup>[27]</sup>,因此根据两湖平原冬季作物农时历(表2),将涵盖冬季作物生长季(2014年10月至2015年6月)的17期时间序列MODIS-EVI作为植被指数数据集。

GF-1 WFV传感器的空间分辨率为16 m,数据由地理空间数据云网站提供(<http://www.gscloud.cn/>)。选取2015年3月21日的GF-1 WFV3数据来制作冬油菜样本,30 m空间分辨率的GL30-2010土地覆盖数据(<http://www.globallandcover.com/GLC30Download/index.aspx>)和Google Earth高清影像被用以辅助目视解译和精度验证。

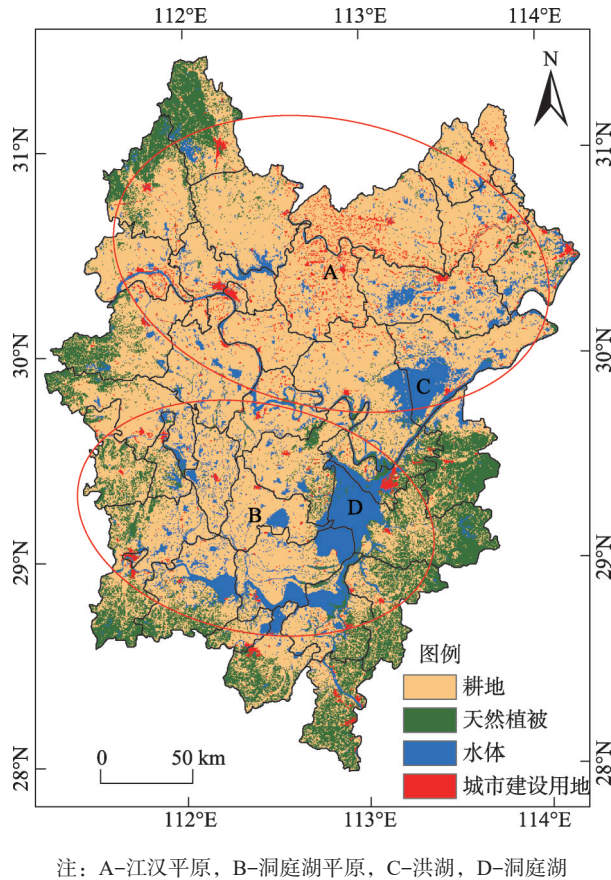


图1 研究区地理位置和主要地物覆盖类型 (GL30-2010)

Fig. 1 The location of the study area and the main land-cover types (GL30-2010)

数据预处理主要包括两个部分：  
(1) 使用 MODIS 重投影工具 (MRT) 进行影像拼接、重投影和重采样，采样方法为最邻近法。所有数据集都被统一为 WGS 1984 和 UTM 49N 投影坐标系；(2) 使用 Timesat 软件包<sup>[28-29]</sup>平滑 MODIS 时间序列 EVI，一定程度减少云、雪等噪声的干扰。

1.3 研究方法

1.3.1 子像元冬油菜样本的获取

2014年10月至2015年6月是两湖平原主要冬季作物的生长季（表2），此时冬季作物与其他地物的时间序列 MODIS-EVI 特征曲线存在着显著差异<sup>[2,11]</sup>。冬油菜和冬小麦是当地主要的两种冬季作物，二者具有相同的物候期（10月中旬至11月上旬播种，次年5月下旬至6月上旬收获）。提取冬油菜的关键问题是要准确区分冬油菜和冬小麦。

根据冬季作物农时历（表2），结合 GF-1 遥感影像和 Google Earth 观测研究区的作物生长状况，发现当卫星成像时间在3月中旬至4月上旬时，冬油菜和冬小麦的色调差异最

表1 主要数据集信息

Table 1 The information about the datasets

数据类型	日期	空间分辨率/m	云覆盖/%
MOD13Q1	2014年10月至	250	—
	2015年6月		
GF-1 WFV3	2015年3月21日	16	1
GL30-2010	2010年	30	—



表2 两湖平原主要冬季作物物候期

	10月			11月			12月			次年1月			2月			3月			4月			5月			6月	
	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中
儒略日	273~289			305~321			337~353			001~017			033~049			065~081			097~113			129~145			161	
冬油菜	播种			育苗期			开盘期			蕾苔期			开花期			角果期			成熟期			收获				
冬小麦	播种			育苗期			分蘖期						拔节期			抽穗期			成熟期			收获				

明显。此时冬油菜处于开花期，颜色为亮黄色；而冬小麦处于拔节期，颜色为深绿色，二者在GF-1影像上很容易被区分（图2）。

基于2015年3月21日的GF-1影像制作16 m分辨率的冬油菜样本。从影像中选取两个区域分别作为训练样本和验证样本（图2）。样本区包含研究区内的所有地物类别，如冬油菜、冬小麦、天然植被、水体和建设用地等。使用ISODATA非监督分类方法对样本进行地物分类，初始分类数目为10类，迭代次数30次。然后，将分类结果重分类为两类，即冬油菜和其他类。

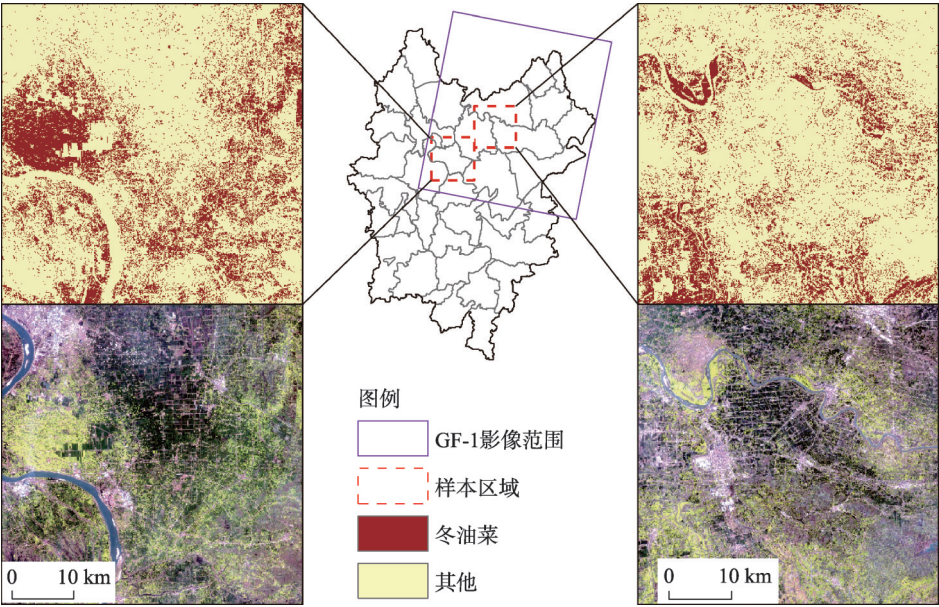


图2 冬油菜样本的空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of winter rape samples

为了与MODIS数据的分辨率匹配，通过计算每一个250 m格网内冬油菜像元（GF-1, 16 m）所占的比例，将冬油菜样本转换为和MODIS相同分辨率的丰度影像。丰度的值域范围为0~1，其数值代表了单位像元冬油菜的面积比例（图3）。

1.3.2 基于SFS的特征优选

在利用遥感影像进行分类时，冗余的输入特征不仅会增加计算度，还弱化了不同类别之间的可分性，因此必须采取有效方法降低数据维度。SFS算法因简单和高效而被广泛应用到特征选择中<sup>[30-31]</sup>。本文使用SFS算法对时间序列MODIS-EVI（共17期）进行特征优选，以生成较低维度的不相关特征变量，流程如图4所示。为了获得最佳的特征子



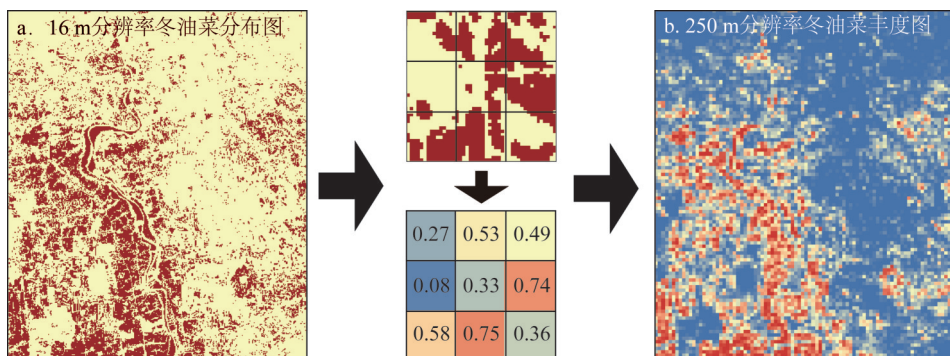


图3 制作冬油菜样本的丰度图像

Fig. 3 The preparation of winter rape abundance of samples

集, SFS算法从一个空的集合 $X$ 开始, 自下而上地搜索时间序列MODIS-EVI, 计算每一个特征和冬油菜丰度的 $AIC$ 值<sup>[32]</sup> (Akaike Information Criterion)。首先, 遍历所有特征变量并将产生最小 $AIC$ 值的特征添加到集合 $X$ 中, 然后依次从剩下的特征中引入另一个能让 $AIC$ 值产生最大减少量的特征。据此思路逐步寻优, 最终降至最低 $AIC$ 值的集合 $X$ 被认为是提取油菜最佳物候特征子集。 $AIC$ 的公式可表示为:

$$AIC = -2 \ln A + 2B \quad (1)$$

式中:  $A$ 为模型的极大似然函数;  $B$ 为模型的变量个数。对于线性回归模型,  $AIC$ 可表示为:

$$AIC = n \ln \frac{SSR}{n} + 2(k+1) \quad (2)$$

式中:  $n$ 为冬油菜EVI样本的含量 (选取20000个像素参与计算);  $SSR$ 为冬油菜EVI的残差平方和;  $k$ 为模型中变量个数 (即物候特征,  $k \in [1, 17]$ )。

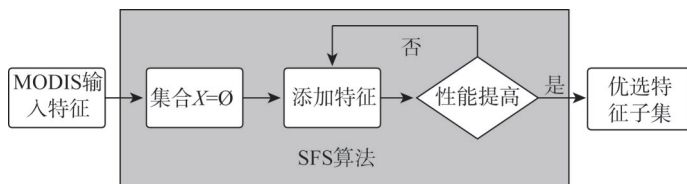


图4 使用SFS算法进行特征选择

Fig. 4 Procedure of feature selection using SFS algorithm

### 1.3.3 基于ANN的冬油菜丰度提取

基于MATLAB平台构建BP神经网络 (Back Propagation Neural Network), 利用神经网络自主学习时间序列MODIS-EVI和冬油菜端元丰度之间的非线性关系。BP神经网络是具有“输入层—隐层—输出层”三层拓扑结构的前馈神经网络 (图5)。网络的构建主要包括三个方面: (1) 设定网络的拓扑结构; (2) 提供训练样本; (3) 设置隐层和输出层的传递函数 (transfer function)。网络可通过迭代训练自主调整数据集的权重和偏差, 使输出结果和给定的期望目标之间的误差最小。

输入层即网络的训练样本, 包含“输入数据 (input)”和“期望目标 (target)”两个部分。“输入数据”为基于SFS优选的时间序列MODIS-EVI; “期望目标”则是基于

GF-1 样本制作的冬油菜丰度。输出层只有 1 个节点，即通过神经网络模拟产生的冬油菜丰度。为了将输出结果缩放至 [0, 1] 之间，输出层的传递函数选择 log-sigmoid，表达式如下：

$$y(x)=1/[1+\exp(-x)] \tag{3}$$

由于处理对象和拓扑结构的不同，神经网络隐层的神经元一般较难确定。若隐层的神经元数量过少，可能导致网络的训练不足。若数量过多，网络又可能适应迭代过程中的噪声和误差<sup>[33]</sup>。在此，采用 Hecht-Nielsen<sup>[34]</sup>的建议，认为隐层的神经元数量需满足公式  $M=2n+1$ ，其中  $n$  为输入层的节点数量。为了将输入数据缩放至 [-1, 1] 之间，隐层的传递函数选择 tan-sigmoid，具体表达式如下：

$$y(x)=2/[1+\exp(-2x)]-1 \tag{4}$$

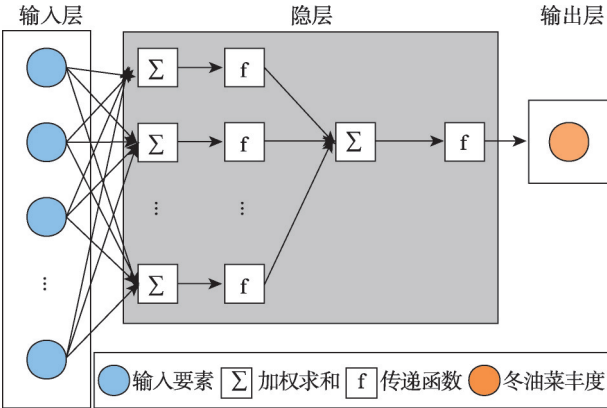


图5 BP神经网络的拓扑结构  
Fig. 5 The topology of back propagation neural network

2 结果分析

2.1 优选的时间序列 EVI

SFS 算法特征优选结果见图 6。集合  $X$  从一个空集开始搜索时间序列 MODIS-EVI 物候特征，随着特征变量的增加， $AIC$  值逐渐减少，当集合逐步寻优直至添加“特征 3”时， $AIC$  值降至最小 (3171.59)。此时特征子集  $X=\{1, 3, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 15, 16\}$ ，对应的时间序列 MODIS-EVI 物候特征的儒略日分别为  $\{273, 305, 353, 001, 017, 033, 049, 081, 129, 145\}$ 。结合图 7 分析可知，优选特征集合基本上与冬油菜和冬小麦的  $EVI$  均值曲线存在最大差异的物候期相一致，在此物候期内二者可分性较好。因此，认为集合  $X$  包含的 10 个特征变量是提取冬油菜的最佳时间序列 MODIS-EVI 组合。

2.2 冬油菜丰度

基于 ANN 提取的两湖平原冬油菜丰度见图 8。冬油菜分布的热点区域主要位于湖北江汉平原的中部和西部以及湖南洞庭湖平原的中部和北部，这些区域同时也是长江中游冬油菜的主要产区。另外可以发现江汉平原的冬油菜总量明显大于洞庭湖平原，且分布更为集中。由于冬油菜丰度反映的是单位像元内冬油菜的面积比例，理论上优于传统的硬分类结果，因此在两湖平原四周的丘陵和山地也可以监测到少量的冬油菜种植。

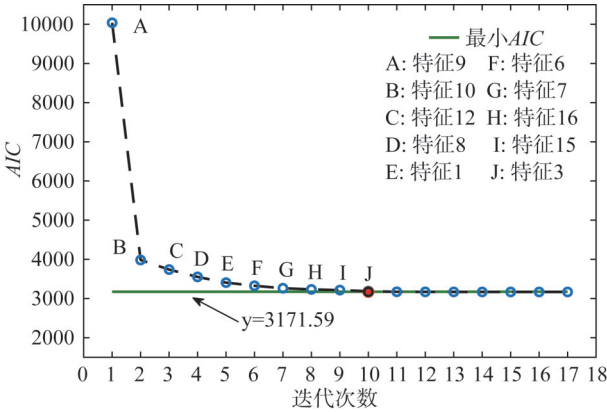


图6 SFS特征选择结果  
Fig. 6 Result of feature selection by SFS

### 2.3 样本精度验证

冬油菜丰度的准确性受样本质量的影响, 必须保证样本精度。本文从相近日期的 Google Earth 高清影像中 (时间: 2015 年 3 月 25 日, 表 1) 随机选取 875 个地面目标真值点, 以验证冬油菜样本的精度。真值点的空间分布如图 9 所示, 样本的混淆矩阵见表 3。结果表明, 从 GF-1 影像中获取的样本总体精度达到了 96.69%, Kappa 系数为 0.929, 证明冬油菜样本具有很高的可信度。

### 2.4 冬油菜丰度的精度评价

基于冬油菜样本评价 ANN 提取结果的精度, 验证样本位于江汉平原的江陵县及其周边地区。在目视效果上, 基于 GF-1 获取的冬油菜 (图 10a) 与基于 ANN 提取的结果 (图 10b) 在空间分布上表现出高度的一致性, 且部分细小离散分布的冬油菜像元在丰度图中得以体现, 一定程度上缓解了由 MODIS 空间分辨率不足导致的混合像元问题。ANN 提取的冬油菜面积为 558.44 km<sup>2</sup>, GF-1 获取的冬油菜面积为 610.08 km<sup>2</sup>, 总体提取精度约 91.54%。

进一步根据从 GF-1 中获取的冬油菜丰度 (观测值) 评估基于 ANN 获取的冬油菜丰度 (估算值) 的准确性。二者在各丰度区间 (以 10% 为间隔) 的误差比较如图 11 所示。总体而言, 各丰度区间的中位数点十分接近 1:1 线, 表明基于 ANN 方法提取的冬油菜与基于 GF-1 获取的冬油菜在空间分布上基本保持一致。相对于 GF-1 数据, ANN 估算结果高估了小于 0.1 的值、低估了大于 0.9 的值, 反映出基于 ANN 的提取方法对极低和极高丰度的冬油菜敏感度较低。观测值和估算值的偏差主要集中在 0.3~0.7 区间内, 原因是两湖平原冬季作物间作现象十分普遍, 冬小麦具有和冬油菜相同的物候期, 降低了冬油菜的可区分

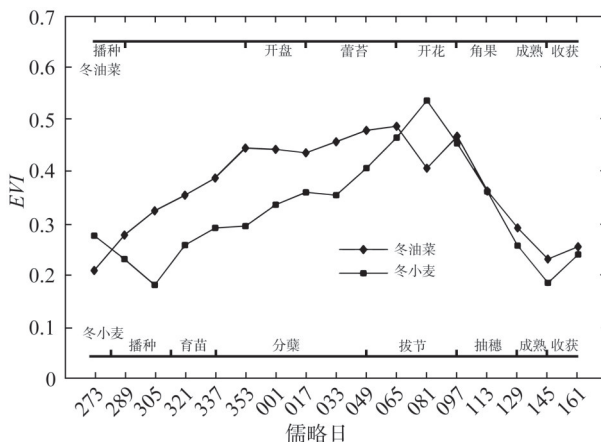


图 7 冬油菜和冬小麦的时间序列 EVI 均值曲线

Fig. 7 EVI profiles of winter crops

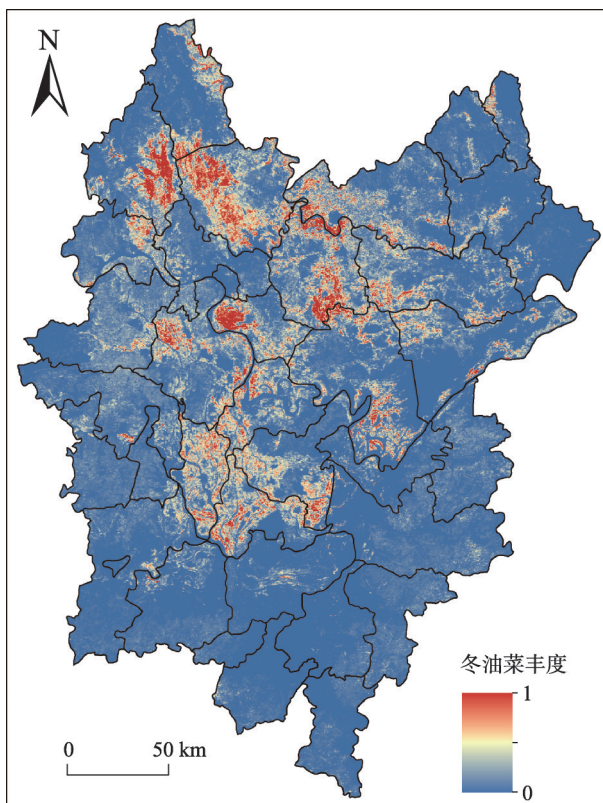


图 8 2015 年基于 ANN 提取的两湖平原冬油菜丰度

Fig. 8 Abundance map of winter rape on the Jiangnan and Dongting Lake Plain estimated by ANN in 2015



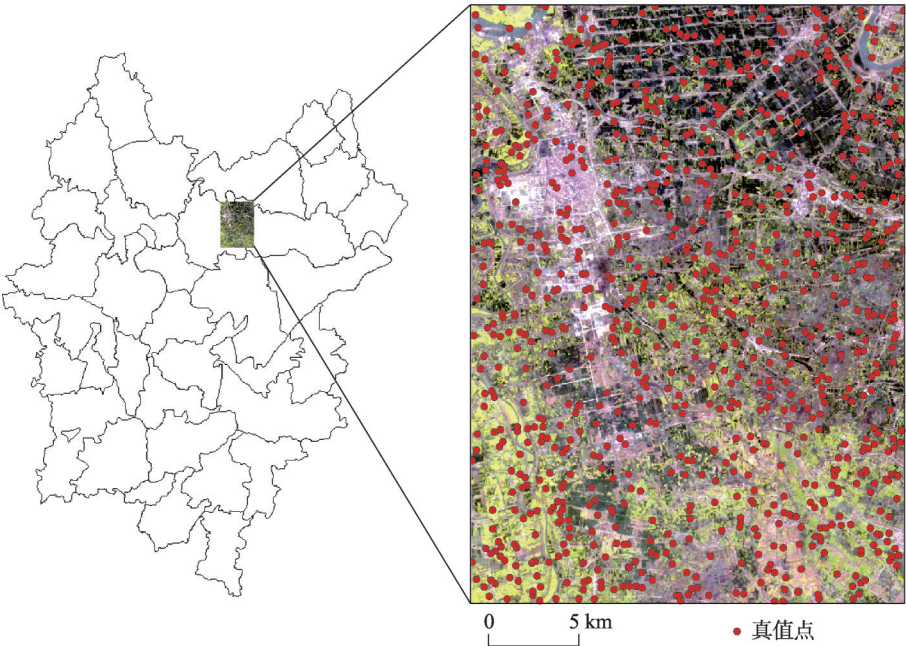


图9 真值点的空间分布  
Fig. 9 Spatial distribution of truth ground plots

性并放大了误差。

在县级尺度将ANN提取的冬油菜面积和农业统计数据进行线性回归(图12),二者的 $R^2=0.753$ ,  $RMSE=80.47\text{ km}^2$ ,相对误差较大的点主要位于低值区( $<200\text{ km}^2$ ),中高值区( $\geq 200\text{ km}^2$ )的误差相对较小,平均约为30%。ANN估算的两湖平原冬

表3 样本的混淆矩阵

Table 3 The confusion matrix of winter rape samples

类别	Google Earth			
	冬油菜	其他	总数	用户精度/%
冬油菜	314	23	337	98.88
其他	6	532	538	93.18
总数	320	555	875	—
生产者精度/%	98.13	95.86	—	—

油菜总面积为7174.72 km<sup>2</sup>,统计数据为9604.50 km<sup>2</sup>,总体提取精度为74.70%,ANN估算的冬油菜面积总体上低于农业统计数据。为了分析产生偏差的原因,对二者的差异进行空间分析(图13),偏差最大的县市主要位于两湖平原的西南地区,如临澧、鼎城和沅江等地,复杂的地形和极度破碎的耕地是造成这些地区冬油菜识别精度低的主要原因。而在江汉平原,ANN估算结果与统计数据偏差则较小。面积差异百分比在20%以内的6个县市(荆门、沙洋、天门、枝江、公安、石首)的冬油菜提取精度达到了94.1%。原因是江汉平原地势平坦,农田更加集中连片分布,混合像元的影响相对较小。另外,由于农业统计数据来源于抽样调查和人口普查,受环境和人为因素的影响较大,不可避免地存在一定的不确定性<sup>[35-36]</sup>,这也是造成结果偏差的部分原因。

3 结论与讨论

3.1 结论

本文以两湖平原为研究区域,提出并评价了一种基于ANN的融合多源数据的子像元

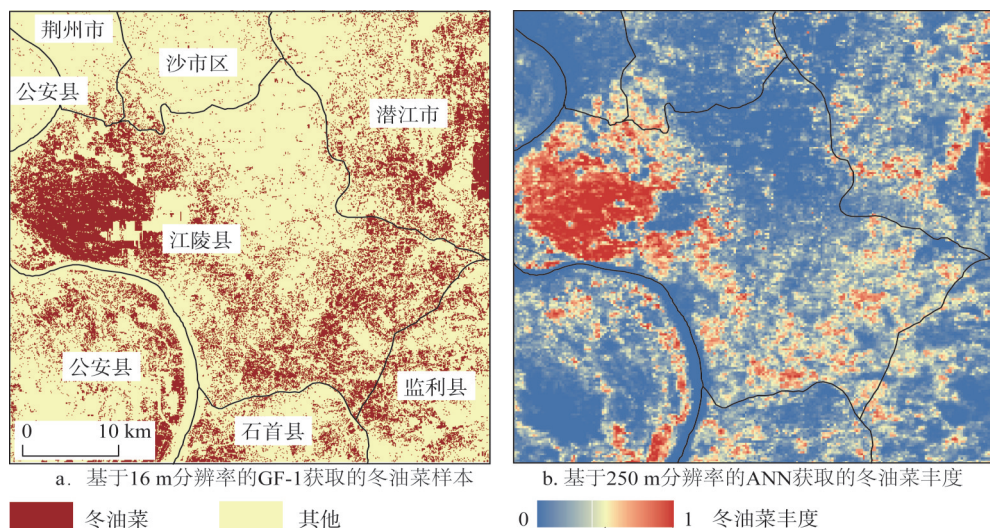


图10 冬油菜空间分布对比

Fig. 10 Comparison of the winter rape spatial distributions

冬油菜提取方法,为我国长江流域冬油菜的时空格局研究提供了技术参考,同时对加强农业生产管理、调整粮油贸易政策、保障国家粮食安全具有重大的指导意义和实践价值。主要结论如下:

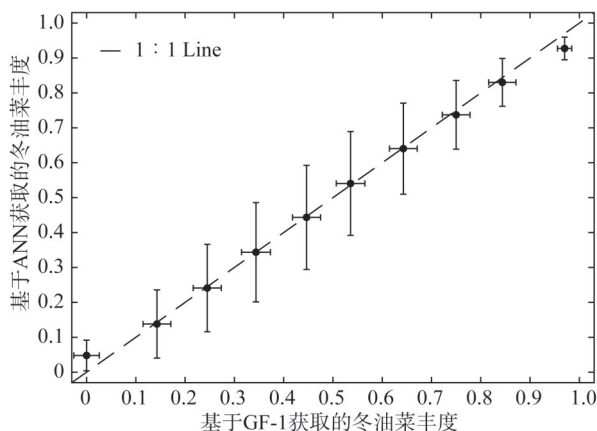
(1) 采用SFS算法优选两湖平原冬油菜生长季的时间序列MODIS-EVI物候特征。结果表明,优选的特征子集与区分冬油菜和冬小麦的最佳物候特征基本吻合,对应MODIS儒略日分别为{273, 305, 353, 001, 017, 033, 049, 081, 129, 145} (不同地区物候特征可能存在差异)。通过特征优选,增强了冬油菜和冬小麦的可分性,并一定程度上减少了数据冗余,优化了ANN的拓扑结构。

(2) 构建了基于ANN融合多源数据的子像元冬油菜提取模型,建立了冬油菜和时间序列MODIS-EVI的非线性映射关系。在满足大尺度作物分布制图需求的同时保证了相对较高的精度,一定程度上缓解了混合像元的影响,优于传统农作物提取硬分类方法。

今后的研究将从改善数据质量方面考虑该方法的应用前景,并关注长江流域冬季作物分布格局的时空变化。

### 3.2 讨论

本文采用SFS算法进行物候特征优选并构建了ANN模型,提取了两湖平原2015年的冬油菜丰度,探讨了使用中分辨率影像监测长江流域冬油菜



注: 丰度区间以0.1为间隔,点表示丰度中位数,误差条表示丰度标准差。

图11 2015年基于ANN和GF-1获取的冬油菜丰度在各丰度区间的误差比较

Fig. 11 Error comparison of winter rape abundance extracted by ANN and GF-1 image in 2015

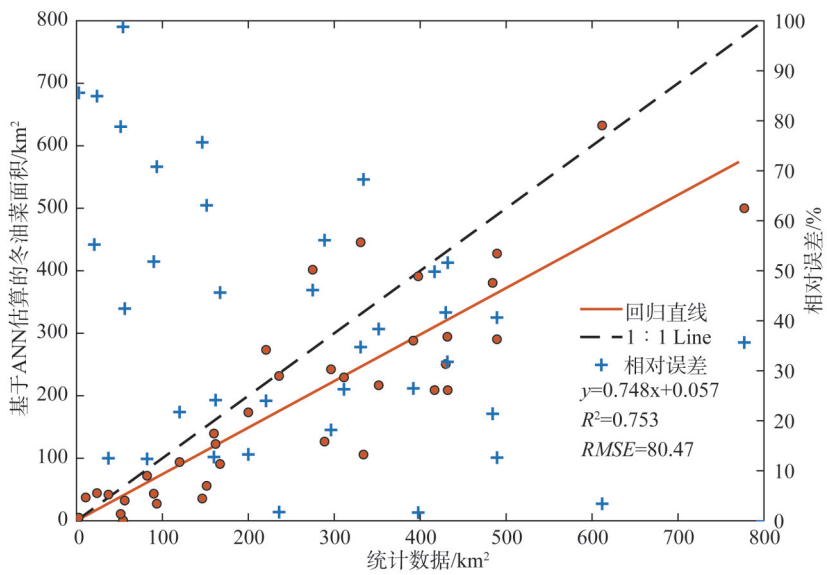


图12 2015年基于ANN估算的冬油菜面积和统计数据在县级的线性回归及相对误差

Fig. 12 Linear regressions and relative error for the county-based validation of the winter rape area estimated by ANN and census data in 2015

空间分布方面的潜力。结果表明，ANN提取的冬油菜与基于GF-1提取的结果和统计数据具有较高的一致性，总体提取精度分别为91.54%和74.70%。需要注意的是，相比基于抽样调查和人口普查的统计数据（县级），基于GF-1遥感影像获得的冬油菜空间分布更加直观和精确（像素级，16 m）。样本精度验证同时证明了GF-1冬油菜样本具有很高的可信度（总体精度为96.69%，Kappa系数为0.929）。表明与传统统计方式相比，基于高分辨率卫星影像的技术可以更简单地获取作物的空间分布。

中分辨率影像在农业遥感领域应用广泛，但对油菜等经济作物的研究却并不多见。在我国华中和华南地区，自然地理环境的复杂性和农户轮作、间作的种植行为使油菜的提取更具挑战。王凯等<sup>[14]</sup>、尤慧等<sup>[15]</sup>尝试了用决策树等方法提取湖北省的油菜分布，但并未解决MODIS严重的混合像元问题。本文构建ANN模型自主学习冬油菜与时间序列

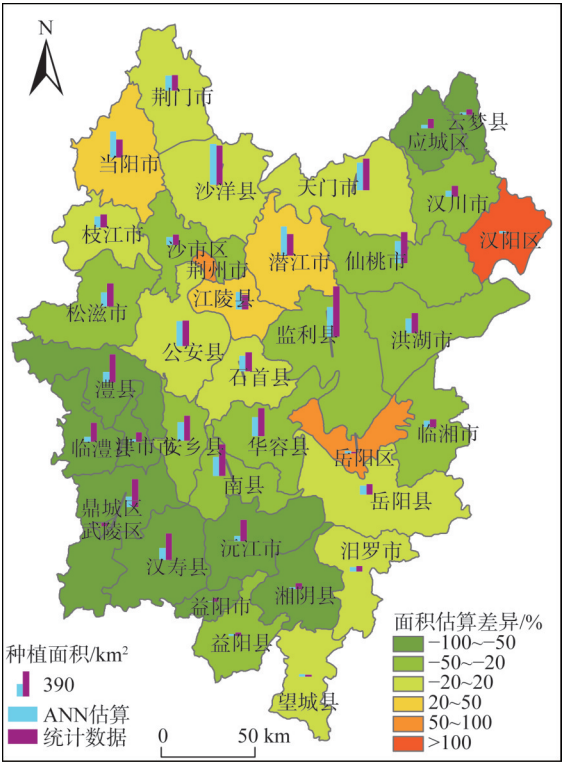


图13 2015年两湖平原各县市冬油菜估算面积差异的空间分布

Fig. 13 The spatial distribution of the difference for estimated winter rape area on the Jiangnan and Dongting Lake Plain in 2015



MODIS-EVI的非线性映射关系,探索两湖平原子像元冬油菜的种植分布情况,一定程度上缓解了混合像元的影响,深化了王立辉等<sup>[17]</sup>、张煦等<sup>[18]</sup>利用线性光谱混合模型进行冬油菜提取的研究成果。另外,相比 Verbeiren 等<sup>[23]</sup>、Atzberger 等<sup>[21]</sup>利用 ANN 进行作物分布制图的研究,本文采用 SFS 算法对冬油菜生长季的时间序列 MODIS-EVI 进行了物候特征优选,当 ANN 模型具有大量的输入变量时,该方法可以有效减少数据冗余。

本文成果可推广到其他作物类型的空间分布提取研究中,但应注意以下因素可能导致的误差:(1) 尽管可以采取滤波等方法有效去除 MODIS 数据的噪声,但在云干扰严重的地区(如洪湖和洞庭湖等湖泊周边地区,水蒸气导致的云遮挡现象明显),数据质量仍不容乐观,这可能一定程度上影响了 ANN 模拟的结果。如本研究中监利、沅江、湘阴等临湖县市面积估算结果均有较大误差。(2) 样本的质量影响着 ANN 拟合的精度,受高分辨率影像重访周期限制,符合作物生长关键物候期的高质量的高分辨率数据往往不易获取(如区分冬油菜和冬小麦的关键物候期在3月中旬至4月上旬),较少数量或较低质量的样本数据将会降低估算结果的精度。

## 参考文献(References):

- [1] FAS. USDA. GOV. "Oilseeds: World markets and trade". <https://www.fas.usda.gov/data/oilseeds-world-markets-and-trade>, 2018.
- [2] 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.
- [3] LIU J Y, KUANG W H, ZHANG Z X, et al. Spatiotemporal characteristics, patterns, and causes of land-use changes in China since the late 1980s. *Journal of Geographical Sciences*, 2014, 24(2): 195-210.
- [4] 李燕玲, 刘爱民. 长江流域冬季农业主要作物的耕地竞争机制及案例研究. *长江流域资源与环境*, 2009, 18(2): 146-151. [LI Y L, LIU A M. Competition mechanism of cultivated land resources in winter agriculture in the Yangtze Basin: Theory and case study. *Resources & Environment in the Yangtze Basin*, 2009, 18(2): 146-151.]
- [5] 余宝, 黄敬峰, 石晶晶, 等. 基于红边位置变化特征的油菜种植区域提取. *农业工程学报*, 2013, 29(15): 145-152. [SHE B, HUANG J F, SHI J J, et al. Extracting oilseed rape growing regions based on variation characteristics of red edge position. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(15): 145-152.]
- [6] PAN Y Z, LI L, ZHANG J S, et al. Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the Crop Proportion Phenology Index. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 119(3): 232-242.
- [7] ESTEL S, KUEMMERLE T, ALCÁNTARA C, et al. Mapping farmland abandonment and recultivation across Europe using MODIS NDVI time series. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 163: 312-325.
- [8] PAN Z K, HUANG J F, ZHOU Q B, et al. Mapping crop phenology using NDVI time-series derived from HJ-1 A/B data. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, 34(1): 188-197.
- [9] QIU B W, LI W J, TANG Z H, et al. Mapping paddy rice areas based on vegetation phenology and surface moisture conditions. *Ecological Indicators*, 2015, 56: 79-86.
- [10] 平跃鹏, 臧淑英. 基于 MODIS 时间序列及物候特征的农作物分类. *自然资源学报*, 2016, 31(3): 503-513. [PING Y P, ZANG S Y. Crop identification based on MODIS NDVI time-series data and phenological characteristics. *Journal of Natural Resources*, 2016, 31(3): 503-513.]

- [11] TAO J B, WU W B, ZHOU Y, et al. Mapping winter wheat using phenological feature of peak before winter on the North China Plain based on time-series MODIS data. *Journal of Integrative Agriculture*, 2017, 16(2): 348-359.
- [12] QIU B W, LUO Y H, TANG Z H, et al. Winter wheat mapping combining variations before and after estimated heading dates. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2017, 123: 35-46.
- [13] HUANG J X, TIAN L Y, LIANG S L, et al. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2015, 204: 106-121.
- [14] 王凯, 张佳华. 基于MODIS数据的湖北省油菜种植分布信息提取. *国土资源遥感*, 2015, 27(3): 65-70. [WANG K, ZHANG J H. Extraction of rape seed cropping distribution information in Hubei province based on modis images. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2015, 27(3): 65-70.]
- [15] 尤慧, 苏荣瑞, 肖玮钰, 等. 基于MODISEVI时序数据的江汉平原油菜种植分布信息提取. *国土资源遥感*, 2018, 30(1): 173-179. [YOU H, SU R R, XIAO W Y, et al. Extraction of rape planting distribution information in Jianghan Plain based on MODIS EVI time series data. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2018, 30(1): 173-179.]
- [16] 王松林, 张佳华, 刘学锋. 基于MODIS多时相的江苏启东市油菜种植面积提取. *遥感技术与应用*, 2015, 30(5): 946-951. [WANG S L, ZHANG J H, LIU X F. Extraction of rape planting areas based on multi-temporal MODIS data in Qidong, Jiangsu province. *Remote Sensing Technology & Application*, 2015, 30(5): 946-951.]
- [17] 王立辉, 黄进良, 孙俊英. 基于线性光谱混合模型的油菜种植面积遥感监测方法研究. *遥感信息*, 2010, 2010(3): 55-59. [WANG L H, HUANG J L, SUN J Y. Study on remote sensing monitoring of rape acreage based on Linear Spectral Mixture Model. *Remote Sensing Information*, 2010, 32(3): 55-59.]
- [18] 张煦, 马驿, 郑雯, 等. 基于时序MODIS-NDVI的油菜种植面积变化趋势分析: 以江汉平原为例. *长江流域资源与环境*, 2016, 25(3): 412-419. [ZHANG X, MA Y, ZHENG W, et al. Variation trend of rape cultivation area based on MODIS-NDVI time series data: A case in Jianghan Plain. *Resources & Environment in the Yangtze Basin*, 2016, 25(3): 412-419.]
- [19] DOBREVA I D, KLEIN A G. Fractional snow cover mapping through artificial neural network analysis of MODIS surface reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3355-3366.
- [20] CHEN C F, CHEN C R, SON N T, et al. Delineating rice cropping activities from MODIS data using wavelet transform and artificial neural networks in the Lower Mekong countries. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2012, 162(162): 127-137.
- [21] ATZBERGER C, REMBOLD F. Mapping the spatial distribution of winter crops at sub-pixel level using AVHRR NDVI time series and neural nets. *Remote Sensing*, 2013, 5(3): 1335-1354.
- [22] YANG S X, FENG Q S, LIANG T G, et al. Modeling grassland above-ground biomass based on artificial neural network and remote sensing in the Three-River Headwaters region. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 204: 448-455.
- [23] VERBEIREN S, EERENS H, PICCARD I, et al. Sub-pixel classification of SPOT-VEGETATION time series for the assessment of regional crop areas in Belgium. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2008, 10(4): 486-497.
- [24] 国家统计局. 中国统计年鉴. 北京: 中国统计出版社, 2016. [National Bureau of Statistics. *China Statistical Yearbook 2016*. Beijing: China Statistical Yearbook, 2016.]
- [25] 湖北省统计局. 湖北农村统计年鉴. 北京: 中国统计出版社, 2016. [Hubei Provincial Bureau of Statistics. *Hubei Rural Statistical Yearbook 2016*. Beijing: Hubei Rural Statistical Yearbook, 2016.]

- [26] 湖南省统计局. 湖南农村统计年鉴. 北京: 中国统计出版社, 2016. [Hunan Provincial Bureau of Statistics. Hunan Rural Statistical Yearbook 2016. Beijing: Hunan Rural Statistical Yearbook, 2016.]
- [27] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 83(1): 195-213.
- [28] JÖNSSON P, EKLUNDH L. TIMESAT: A program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Computers & Geosciences*, 2004, 30(8): 833-845.
- [29] JÖNSSON P, EKLUNDH L. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2002, 40(8): 1824-1832.
- [30] VERVERIDIS D, KOTROPOULOS C. Fast and accurate sequential floating forward feature selection with the Bayes classifier applied to speech emotion recognition. *Signal Processing*, 2008, 88(12): 2956-2970.
- [31] MARCANO-CEDENO A, QUINTANILLA-DOMINGUEZ J, CORTINA-JANUCHS M G, et al. Feature selection using Sequential Forward Selection and classification applying Artificial Metaplasticity Neural Network. *IECON 2010: 36<sup>th</sup> Conference on IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, 2010: 2845-2850. Doi: 10.1109/IECON.2010.5675075.
- [32] 杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等. 基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数高光谱估测. *农业工程学报*, 2016, 32(3): 163-168. [YANG F Q, FENG H K, LI Z H, et al. Hyperspectral estimation of leaf area index for winter wheat based on Akaike's information criterion. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(3): 163-168.]
- [33] FRATE F D, PACIFICI F, SCHIAVON G, et al. Use of neural networks for automatic classification from high-resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2007, 45(4): 800-809.
- [34] HECHT-NIELSEN R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem. *IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway: IEEE Press, 1987.
- [35] 焦险峰, 杨邦杰, 裴志远. 基于分层抽样的中国水稻种植面积遥感调查方法研究. *农业工程学报*, 2006, 22(5): 105-110. [JIAO X F, YANG B J, PEI Z Y. Paddy rice area estimation using a stratified sampling method with remote sensing in China. *Transactions of the CSAE*, 2006, 22(5): 105-110.]
- [36] 彭代亮, 周炼清, 黄敬峰, 等. 基于抽样调查地块实测数据的省级水稻单产遥感估算. *农业工程学报*, 2011, 27(9): 106-114. [PENG D L, ZHOU L Q, HUANG J F, et al. Rice yield estimation based on MODIS EVI and measured data derived from statistical sampling plots at province level. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(9): 106-114.]



## **A study of winter rape extraction at sub-pixel fusing multi-source data based on Artificial Neural Networks: A case study of Jiangnan and Dongting Lake Plain**

LIU Wen-bin, TAO Jian-bin, XU Meng, CHEN Rui-qing, GUO Yang

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

**Abstract:** Rape is the fifth largest crop type and an important oil crop in China. Obtaining the distribution information of rape is of great significance to the development of edible oil market and food security. Jiangnan and Dongting Lake Plain are important production bases of grain, cotton and edible oil in China. The crop rotation and intercropping are very common due to the fragmented cropland fields and diversity of landscape. Traditional remote sensing monitoring methods are difficult to assess the spatial distribution and interannual variation of planting areas. In this paper, an Artificial Neural Network-based method for extracting winter rape from sub-pixels was proposed, and the MODIS and GF-1 high resolution data were combined to obtain winter rape abundance on the JPDLP. First, the Sequential Forward Selection algorithm was used to select phenological feature from the MODIS time series dataset. Then an ANN model fusing multi-source data was built to estimate winter rape abundance. The results showed that the distribution information of winter rape obtained by this method has high accuracy (the extraction accuracies of ANN modeled versus GF-1 and census data were 91.54% and 74.70%, respectively). This method showed that there is a great potential in the large-scale winter rape mapping using coarse resolution images. The results of this paper can provide technical methods for the spatial pattern evolution and spatial-temporal dynamics analysis of winter rape in China.

**Keywords:** Artificial Neural Network; winter rape; sub-pixel; MODIS time series; Jiangnan and Dongting Lake Plain