



王丹妮,包世泰,王春林,等. 基于气象数据挖掘的广东省农业高温灾害预测研究[J]. 华南农业大学学报,2015,36(2):106-112.

基于气象数据挖掘的广东省农业高温灾害预测研究

王丹妮^{1,2}, 包世泰¹, 王春林³, 唐力生³

(1 华南农业大学 信息学院, 广东 广州 510642; 2 中山大学 新华学院, 广东 广州 510520;

3 广东省气候与农业气象中心, 广东 广州 510680)

摘要:【目的】对广东省气象观测数据挖掘分析,以广东省农业气象灾害中的高温为例,预测可能存在的灾害及其等级.【方法】在缺乏灾害判定规则和历史灾情等先验知识的条件下,应用模糊 C 均值聚类算法(FCM)挖掘得出关键属性的聚类中心和隶属度矩阵,建立灾害等级判定规则,进而通过气象观测数据预测可能即将发生的农业气象灾害及其等级.通过误差反向传播(BP)神经网络算法对气象观测历史数据及同期发布的灾害等级数据进行学习,训练后的网络模型可以准确地揭示内在的灾害发生规律,进而通过气象观测数据精确地预测可能即将发生的农业气象灾害及其等级.【结果和结论】BP 和 FCM 2 种数据挖掘方法在缺乏先验知识的条件下,均可以通过气象观测数据准确预测农业气象灾害,结果对比表明前者预测气象站点灾害等级的精度略优于后者.

关键词:模糊聚类; BP 神经网络; 数据挖掘; 高温灾害; 灾害预测

中图分类号:S166

文献标志码:A

文章编号:1001-411X(2015)02-0106-07

Agricultural high temperature disaster monitoring based on meteorological data mining in Guangdong Province

WANG Danni^{1,2}, BAO Shitai¹, WANG Chunlin³, TANG Lisheng³

(1 College of Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

2 Xinhua College of Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510520, China;

3 Climate and Agro-meteorological Center of Guangdong Province, Guangzhou 510680, China)

Abstract:【Objective】To forecast agrometeorological disasters and their levels as an example of high temperature disaster in Guangdong Province. 【Method】Due to lack of disaster decision rule and historical disaster level data, high temperature disaster level rules were built using fuzzy clustering algorithm (FCM) based on the meteorological data in the long term. Those rules were concluded from the cluster centers of the key attribute and membership degree matrix according to the maximum membership degree principle. Based on these rules, possible disasters and their levels were predicted by dynamic meteorological data. The back propagation network algorithm (BP) in the absence of disaster decision rules was applied to study historical meteorological observation data and synchronous disaster level released by the meteorological bureau. The trained BP network models were accurate to discover the inner rules of disasters, so the BP network models were fit for predicting the possible disasters and their level through dynamic observation of data at many meteorological stations. 【Result and conclusion】Comparing the results of the two methods of data mining, the neural network is found slightly better than the fuzzy cluster-

收稿日期:2014-08-14 优先出版时间:2015-01-21

优先出版网址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/44.1110.s.20150121.0939.013.html>

作者简介:王丹妮(1988—),女,硕士, E-mail: mochen_nini@foxmail.com; 通信作者:包世泰(1977—),男,副教授,博士, E-mail: bst100@scau.edu.cn

基金项目:广东省科技计划项目(2011B020313016)

<http://xuebao.scau.edu.cn>

ring to predict the meteorological disaster level.

Key words:fuzzy clustering; BP neural network; data mining; high temperature disaster; disaster forecasting

近年来全球气候变化不稳定性更加剧烈,气象灾害对农业生产影响更加突出,农业气象灾害频发^[1-3]. 如何充分利用大量连续观测的气象资料,从中挖掘分析可能成灾的灾害性天气过程,并预测预警灾害等级,对预防气象灾害减少农业损失具有重要意义^[3-6]. 目前数据挖掘技术成为解决气象观测“数据丰富、知识贫乏”问题的有效手段^[7-12],其中的聚类分析和神经网络方法经常应用于气候特征分析与气象灾害研究^[13-19]. 本文尝试应用这2种数据挖掘方法预测农业高温灾害,具体是采用模糊聚类方法在无先验知识的情况下,利用气象观测资料生成模糊聚类中心和隶属度信息,即建立高温灾害等级判定标准预测未来可能的高温灾害;采用误差反向传播(Backprop, BP)神经网络算法对广东省气象局发布的高温灾害历史数据进行学习,经训练后的网络模型可以根据实时气象观测资料,精确地预测可能的高温灾害并判定其等级.

1 材料与方法

1.1 试验区概况

以广东省为试验区,采用的原始数据是2011年广东省地面气象观测多要素逐日数据和逐日灾害数据,涵盖全省86个气象遥测站(图1),地面气象遥测站多要素逐日观测数据结构和农业气象灾害发布数据结构如表1和表2.

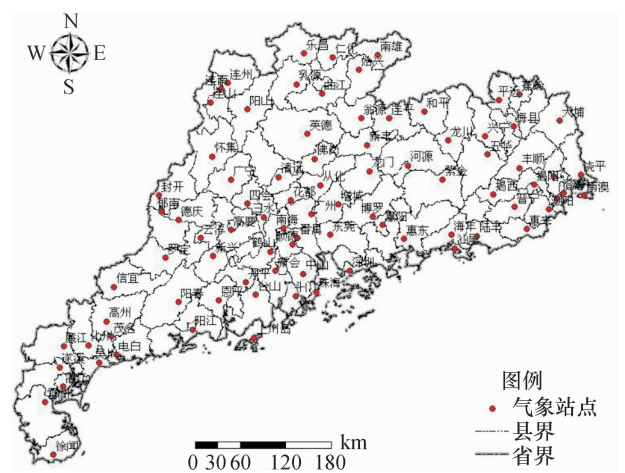


图1 广东省气象遥测站点分布图
Fig.1 The site map of meteorological stations in Guangdong Province

表1 广东省气象遥测站多要素逐日观测数据结构
Tab.1 Data structures of the meteorological observation in Guangdong Province

属性名	中文名	数据类型	单位
station_num	站号	字符	无
date	年月日	日期	无
max_wnd	最大风速	单精度	m · s ⁻¹
mean_tem	平均气温	单精度	℃
max_tem	最高气温	单精度	℃
min_tem	最低气温	单精度	℃
rainfall	降雨量	单精度	mm
re_hum	相对湿度	整型	无
sun_hour	日照时数	单精度	h

表2 广东省农业气象灾害发布数据结构
Tab.2 Data structures of public agricultural meteorological disasters in Guangdong Province

属性名	中文名	数据类型	单位
station_num	站号	字符	无
date	年月日	日期	无
flood_level	洪涝等级	文本	无
lzs_level	龙舟水等级	文本	无
hightemp_level	高温等级	文本	无
strongwind_level	风灾等级	文本	无
drought_level	干旱等级	文本	无
cold_level	寒害等级	文本	无

1.2 挖掘流程

对气象观测数据采用2种方法挖掘分析,预测可能出现的农业高温灾害,并判定灾害等级,达到预测高温灾害发生、及时预警灾害等级的效果. 第1种是模糊C均值聚类法(FCM),首先从观测数据表中提取5—7月气象观测逐日数据(7 913条),采用FCM算法对最高气温、高温日数等关键属性进行模糊聚类,利用生成的模糊聚类中心及隶属度矩阵确定高温灾害等级判定标准,再预测未来月份可能出现的高温灾害;第2种是BP神经网络算法,对发布的气象观测逐日数据及同期高温灾害历史数据进行学习,利用训练后的BP神经网络预测未来月份可能出现的高温灾害及其等级;最后,应用2种方法分别对同年8月一段时间的气象观测逐日数据(检验样本)进行判断,对比分析判断结果. 农业高温灾害研究流程见图2.

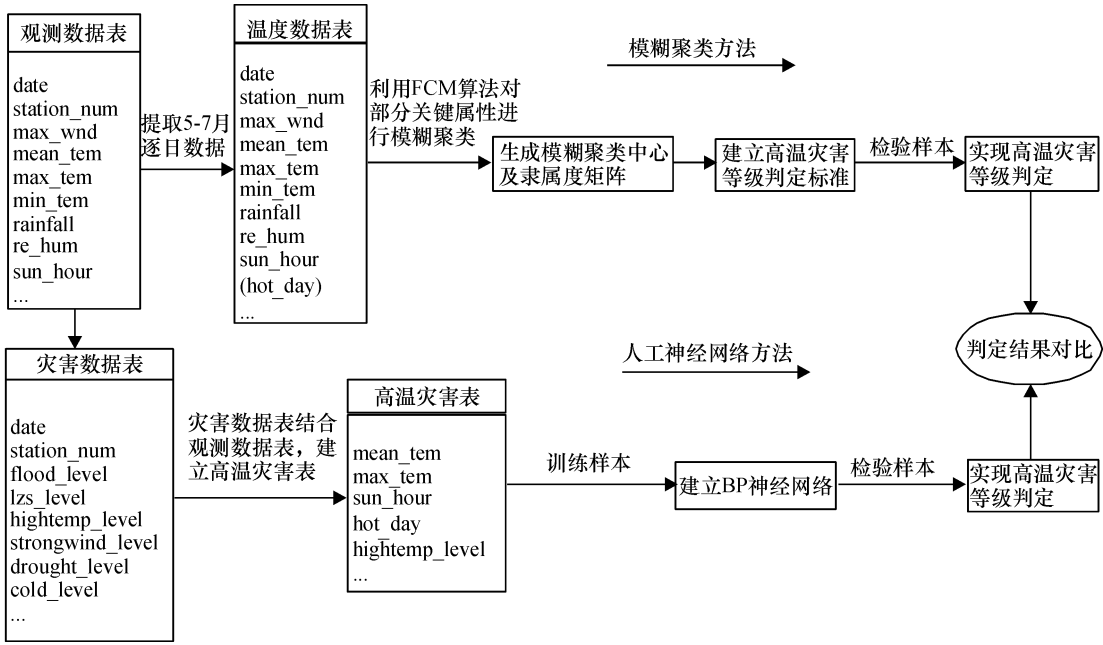


图 2 农业高温灾害预测研究流程

Fig. 2 Research process of agricultural high temperature disasters monitoring

1.3 算法原理

1.3.1 FCM 算法原理 将连续属性离散化是挖掘数量型属性关联规则的关键,这里采用的 FCM 算法是 Bezdek 提出来的对数据进行模糊聚类的方法,基本思想是找到一个隶属矩阵 $(\mu_{ij})_{k \times n}$ 以及 k 个聚类中心 $c = (c_1, c_2, \dots, c_k)$,使得给定的目标函数最小^[20]. 本文采用 FCM 算法将数量型属性(如逐日高温值)划分成若干个模糊集,模糊集能在集合元素和非集合元素之间提供平滑的变迁,较好地实现连续量和离散量之间的转换,同时,在处理高偏度的数据时 FCM 算法能有效地体现出数据的实际分布情况. FCM 算法的核心是计算目标函数^[21]:

$$J(\mu, c) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^p d^2(x_j, c_i).$$

FCM 算法将 X 划分成 k 类的迭代过程如下:

FCM-1, 取定聚类数目 $k, 2 \leq k < n$, 取定模糊加权系数 $m, m \in [1, +\infty]$, 取定迭代停止阈值 ε , 用值在 $[0, 1]$ 间的随机数初始化隶属矩阵 $\mu^{(0)}$, 并满足 $\sum_{i=1}^k \mu_{ij} = 1; 0 < \sum_{j=1}^n \mu_{ij} < n; 0 \leq \mu_{ij} \leq 1$. 设置迭代循环次数 $s = 0, 1, \dots$.

FCM-2, 用 $\mu = \mu^{(s)}$ 计算 k 个聚类中心 $c_i = c_i^s$,

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m}.$$

FCM-3, 修改 $\mu = \mu^{(s+1)}$,

$$\mu_{ij} = \left[\frac{1}{d^2(x_j, c_i)} \right]^{\frac{1}{m-1}} / \sum_{m=1}^k \left[\frac{1}{d^2(x_j, c_m)} \right]^{\frac{1}{m-1}}.$$

FCM-4, 直到 $\|J^{s+1}\| < \varepsilon_1$, 或者 $\|J^{(s+1)} - J^s\| < \varepsilon_2, \varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为预先设定的阈值,换句话说直到价值函数小于某个确定的阈值 ε_1 , 或它相对上次价值函数值的改变量小于某个阈值 ε_2 , 则算法停止. 否则, 返回 FCM-2.

1.3.2 BP 神经网络算法原理 人工神经网络是以模拟人脑神经元的数学模型为基础而建立的,它由一系列神经元(单元)组成,单元之间彼此连接. BP 神经网络是应用最广泛的一种网络,它具有多层结构,连接是前向的,采用最小均方差的纠错学习规则. 反向传播算法包括正向传播和反向传播 2 个步骤,在正向传播时,输入样本从输入层开始逐层进行处理,上层单元的输出是下层单元的输入,通过隐藏层传向输出层,最终得到样本的实际输出值,然后比较实际输出值与期望输出值,如果相同,那么权系数保持不变,否则进入反向传播过程. 在反向传播时,把输出层的误差从后向前逐层传播,根据下层单元的误差计算各隐藏层单元的误差,并对权系数进行修正. 不断重复这个学习过程,直到满足终止判断条件^[23].

BP 算法的过程^[23-24]. 输入:层数为 m 的神经网络,其中第 i 层节点数为 n_i ,训练样本集 T . 输出:经过训练的神经网络.

1) 初始化各层的权系数和偏置.

2) 输入训练样本:输入 T 中的 1 个样本 $X = (X_1, X_2, \dots, X_{n_1})$ 和期望输出 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_{n_m})$.

3) 正向传播:从第 2 层开始到第 m 层,计算每层单元的输. 令第 k 层第 j 个单元的输记为 O_j^k ,计

算公式为

$$O_j^k = f \left[\sum_{i=1}^{n_{k-1}} W_{ij}(t) X_i^{k-1} + \theta_j(t) \right],$$

其中, $W_{ij}(t)$ 为 t 时刻单元 i 与下层单元 j 间的权系数, $\theta_j(t)$ 为 t 时刻单元 j 的偏置, X_i^{k-1} 为 t 时刻第 $k-1$ 层单元 i 的输出. 对于输入单元来说, 输出就等于输入, 即 $O_j^1 = X_j$.

4) 反向传播: 从第 m 层开始直到第 2 层, 计算每层单元的误差. 将第 k 层第 j 个单元的误差记为 e_j^k , 对于输出层单元, 误差为

$$e_i^m = O_i^m (1 - O_i^m) (Y_i - O_i^m), \quad (1 \leq j \leq n_m);$$

对于各隐藏层单元, 误差为

$$e_j^k = O_j^k (1 - O_j^k) \sum_{i=1}^{n_{k+1}} W_{ji}(t) e_i^{k+1},$$

$$(2 \leq k \leq m-1, 1 \leq j \leq n_k).$$

5) 修改权系数和各单元的偏置:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta e_j^k O_i^{k-1},$$

$$\theta_i(t+1) = \theta_i(t) + \eta e_i^k.$$

其中, η 为学习率.

6) 根据给定的结束条件判断是否满足. 如果满足, 则算法结束, 否则返回“2)”继续执行.

1.4 算法应用

1.4.1 利用 FCM 算法建立模糊等级与模糊聚类中心 先对温度数据表中的平均气温、最高气温和日照时数等属性分别应用 FCM 算法, 利用各自生成的模糊聚类中心, 将每个属性分别聚类成 5 个模糊等级, 即较高 (vhigh)、高 (high)、中 (middle)、低 (low)、较低 (vlow). 其次, 增加高温日数属性 (hot_day), 即高温持续的天数 (其高温判定标准为: 当日平均气温大于平均气温 vhigh 阈值, 或最高气温大于最高气温 vhigh 阈值, 该日为高温灾害). 同时利用 FCM 算法对高温日数属性进行模糊聚类, 分别为高 (high)、中 (middle)、低 (low)、零 (zero) 4 类. 所得高温模糊等级与模糊聚类中心见表 3.

表 3 高温模糊等级与模糊聚类中心

Tab.3 High temperature fuzzy levels and fuzzy cluster centers

高温等级	模糊集			
	mean_tem / °C	max_tem/ °C	sun_hour/h	hot_day/d
vhigh	29.81	35.25	11.04	
high	28.10	32.97	8.79	4.62
middle	26.33	30.59	6.06	2.25
low	23.75	27.77	3.16	1.01
vlow/zero	23.23	23.08	0.26	0

本文利用 FCM 算法生成的模糊聚类中心建立高温灾害等级判定标准: 根据最大隶属度原则, 当 hot_day = 0 时, 正常等级; 当 hot_day = low 时, 高温轻度等级; 当 hot_day = middle 时, 高温中度等级; 当 hot

_day = high 时, 高温严重等级.

1.4.2 利用 BP 神经网络训练高温灾害数据 在进行 BP 神经网络训练前, 选取与高温灾害密切相关的平均气温、最高气温、日照时数和高温日数等 4 个影响因子作为输入变量, 期望输出变量为当日的高温灾害等级. 由于单独输出灾害等级结果在实际训练时会引起较大的误差, 本文采用形如布尔离散向量的输出形式, 如以 [0, 0, 0, 1] 表示正常、无灾害, [0, 0, 1, 0] 表示灾害轻度等级, [0, 1, 0, 0] 表示灾害中度等级, [1, 0, 0, 0] 表示灾害严重等级, 可以大大提高网络模型的通用性和精度.

从广东省气象局发布的 2011 年逐日灾害数据中提取 7 月 27 日至 8 月 9 日的 86 个站点逐日高温灾害数据 (1 204 条) 建立高温灾害表, 并作为训练样本. 在 MATLAB 环境下建立 BP 神经网络模型, 选择训练函数 trainlm(), 它采用了 Levenberg-Marquardt 算法, 避免了直接计算赫赛矩阵, 从而减少了训练中的计算量和内存需求量, 使对于中等规模的 BP 神经网络具有最快的收敛速度, 而且很好地利用了 MATLAB 对矩阵运算的优势^[25]. 输入、输出变量均由 4 个神经元组成, 根据隐藏层神经元节点数的满足条件, 隐藏层神经元应该在 2~12 个, 通过比较运行结果, 选出较合适的神经元数为 12, 即网络拓扑结构为 4-12-4. BP 神经网络模型主要参数: 适应性学习函数为 LEARNGDM, 性能函数为 MSE, 隐藏层传递函数为 TANSIG, 输出层传递函数为 LOGSIG; 训练最大循环次数 1 000 次, 最大验证数据失败的次数 6 次, 动量的初始值为 0.001, 动量减少系数为 0.1, 动量增加系数 10, 动量最大值为 10¹⁴; 性能目标为 0, 最小性能梯度为 10⁻²⁰.

上述模型参数经 BP 神经网络训练后所得的输出变量与实际目标输出变量的绝对误差较小, 输出变量的结构因采用 [0, 0, 0, 1] (正常无灾害)/[0, 0, 1, 0] (轻度等级)/[0, 1, 0, 0] (中度等级)/[1, 0, 0, 0] (严重等级) 的输出形式, 其分类结果直观、精确度高且易于识别, 所判定的高温灾害等级与实际灾害发布等级一致. 综上所述, 网络具有非常好的性能, 能揭示灾害判定的内在规则, 可以根据气象观测数据准确地预测并判定灾害的等级.

2 结果与分析

以 2011 年 8 月 23 日全省 86 个气象遥测站气温数据作为输入, 对上述训练好的 BP 神经网络进行农业高温灾害预测, 所得各气象站点的判定结果与广东省气象局发布的灾害等级进行对比验证, 结果 (表 4) 显示, 各站点的预测等级与发布结果完全一致, 预

表 4 各站点神经网络方法预测灾害等级与实际发布结果对比¹⁾

Tab. 4 The comparison between public disaster level and predicted result based on neural network at every meteorological station

站号	发布 结果	预测结果				预测总 误差/10 ⁻¹⁰	站号	发布 结果	预测结果				预测总 误差/10 ⁻¹⁰
		重度	中度	轻度	正常				重度	中度	轻度	正常	
57988	0	0	0	0	1	0.418	59306	yellow	0	0	1	0	2.150
57989	red	1	0	0	0	7.597	59310	yellow	0	0	1	0	0.961
57996	red	1	0	0	0	0.610	59312	yellow	0	0	1	0	0.913
59071	red	1	0	0	0	1.540	59313	0	0	0	0	1	0.439
59072	red	1	0	0	0	1.716	59314	0	0	0	0	1	1.050
59074	0	0	0	0	1	0.164	59315	yellow	0	0	1	0	0.697
59075	red	1	0	0	0	1.967	59316	yellow	0	0	1	0	2.570
59081	0	0	0	0	1	0.286	59317	0	0	0	0	1	0.287
59082	0	0	0	0	1	1.275	59318	0	0	0	0	1	0.733
59087	yellow	0	0	1	0	0.933	59319	0	0	0	0	1	0.191
59088	orange	0	1	0	0	1.878	59324	0	0	0	0	1	0.172
59090	red	1	0	0	0	1.361	59456	yellow	0	0	1	0	1.400
59094	yellow	0	0	1	0	1.729	59462	yellow	0	0	1	0	1.450
59096	red	1	0	0	0	1.628	59469	0	0	0	0	1	2.510
59097	yellow	0	0	1	0	1.363	59470	yellow	0	0	1	0	1.140
59099	0	0	0	0	1	1.153	59471	yellow	0	0	1	0	1.190
59106	red	1	0	0	0	0.262	59473	orange	0	1	0	0	1.750
59107	red	1	0	0	0	0.557	59475	0	0	0	0	1	1.890
59109	red	1	0	0	0	0.488	59476	yellow	0	0	1	0	2.860
59114	orange	0	1	0	0	1.898	59477	yellow	0	0	1	0	0.781
59116	red	1	0	0	0	0.515	59478	0	0	0	0	1	0.625
59117	red	1	0	0	0	1.508	59480	red	1	0	0	0	2.060
59264	orange	0	1	0	0	2.155	59481	orange	0	1	0	0	1.940
59268	orange	0	1	0	0	1.674	59485	0	0	0	0	1	0.531
59269	orange	0	1	0	0	2.384	59487	yellow	0	0	1	0	4.650
59270	orange	0	1	0	0	1.809	59488	0	0	0	0	1	0.290
59271	orange	0	1	0	0	1.976	59492	0	0	0	0	1	0.832
59276	orange	0	1	0	0	2.142	59493	0	0	0	0	1	0.264
59278	yellow	0	0	1	0	1.328	59500	0	0	0	0	1	0.302
59279	orange	0	1	0	0	1.644	59501	0	0	0	0	1	0.231
59280	yellow	0	0	1	0	0.926	59502	yellow	0	0	1	0	0.234
59284	red	1	0	0	0	2.125	59650	0	0	0	0	1	0.539
59285	yellow	0	0	1	0	0.797	59653	0	0	0	0	1	1.520
59287	yellow	0	0	1	0	1.540	59654	0	0	0	0	1	1.600
59288	red	1	0	0	0	0.338	59655	0	0	0	0	1	0.841
59289	0	0	0	0	1	1.807	59656	0	0	0	0	1	0.171
59290	0	0	0	0	1	1.079	59658	0	0	0	0	1	0.419
59293	0	0	0	0	1	2.521	59659	0	0	0	0	1	1.120
59294	yellow	0	0	1	0	1.645	59663	0	0	0	0	1	0.284
59297	yellow	0	0	1	0	1.558	59664	0	0	0	0	1	0.226
59298	orange	0	1	0	0	1.723	59673	0	0	0	0	1	0.308
59303	0	0	0	0	1	0.722	59750	0	0	0	0	1	0.342
59304	red	1	0	0	0	2.228	59754	0	0	0	0	1	0.466

1) 发布结果中,0表示正常,yellow表示轻度,orange表示中度,red表示严重.

测总误差接近 0,表明经训练后的 BP 神经网络可以准确地预测广东省农业高温灾害、并判定其等级. 可见,BP 神经网络算法相对比较精确,适用于有历史气象观测数据以及同期的灾害数据的情况,通过对历史数据训练有效的神经网络,参照新观测的数据可以预测未来可能存在的灾害及其等级. 若灾害判定有明确的规则(未公开),训练的神经网络可以精准地揭示这个规则,预测结果非常准确(即与实际发布结果一致).

采用模糊聚类方法建立高温灾害等级判定标准,对 2011 年 8 月 23 日气温数据进行灾害等级判定. 根据最大隶属度原则,同一个站点在 3 种灾害等级及正常等级中取隶属度最大者为该站该日高温灾害等级. 由于神经网络方法预测的结果与实际发布结果完全一致,所以将模糊聚类方法的结果与神经网络方法结果进行对比. 广东省范围内高温灾害不同等级的站点数目的对比结果见图 3. 由图 3 可见,模糊聚类方法判定的结果与神经网络方法判定结果(即官方发布结果)略有差异,重度和中度灾害等级的站点数偏高,这是模糊聚类生成的聚类中心较神经网络学习的灾害等级阈值略小,所以判定的中度等级以上受灾站点数略高.

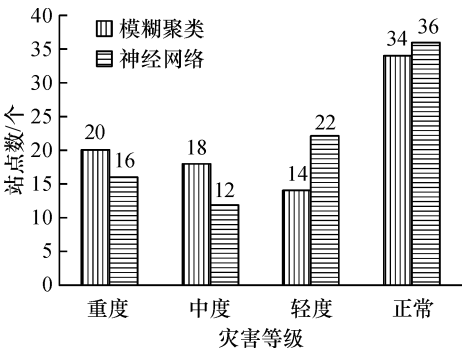


图 3 2 种方法各灾害等级的站点数对比

Fig. 3 A comparison of station counts between different disaster levels based on fuzzy clustering and neural network

可见,模糊聚类方法相对比较粗略,适用于仅有气象观测数据、无同期灾害历史数据的情况,先根据气象观测数据计算出模糊聚类中心即灾害等级的阈值,再根据阈值预测可能存在的灾害及其等级,其精度依赖于观测数据,观测数据的极值、中值及其比例会影响模糊聚类找到的阈值. 为了进一步说明 2 种方法对同一站点灾害等级判定的差异,将 2 种方法挖掘得到的各站点及其高温灾害等级分别进行空间插值得到农业高温灾害分布图(图 4),图 4 直观地对比分析高温灾害等级有差异的站点及其分布,更便于不同区域结合不同作物及时采用相应的预防措施.

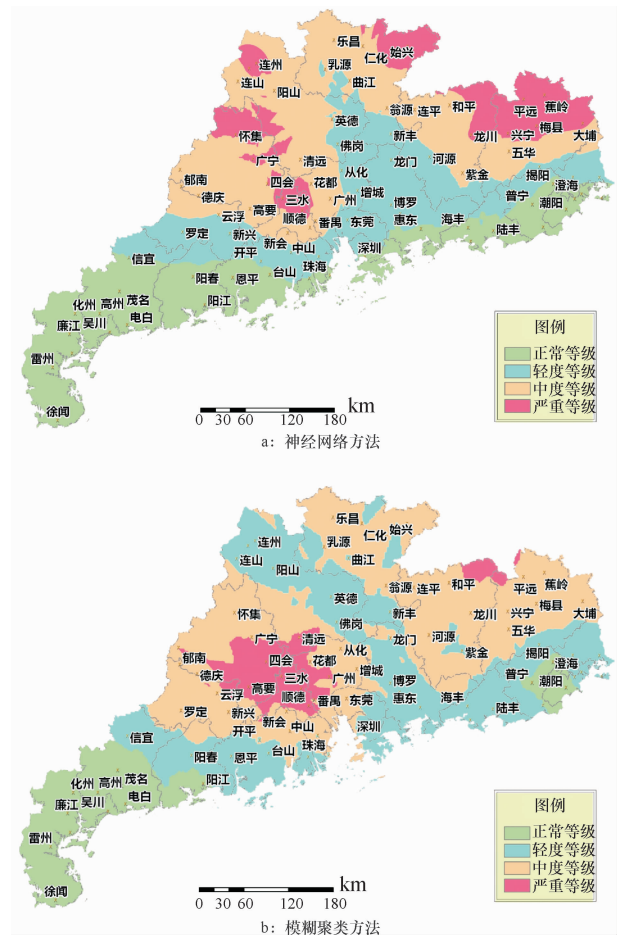


图 4 神经网络和模糊聚类高温灾害分布图

Fig. 4 The site map of fuzzy clustering high temperature disaster map

3 结论

本文应用模糊聚类算法(FCM)和 BP 神经网络算法,对广东省气象观测数据挖掘分析可能存在的农业高温灾害并判定其等级,结果表明 2 种方法均可预测农业高温灾害,类似地可以推广到其他农业气象灾害预测. 模糊聚类算法(FCM)可在缺乏灾害判定规则和历史灾害等级等先验知识的条件下,基于长期气象观测资料得出关键属性的聚类中心和隶属度矩阵,根据最大隶属度原则,将连续属性离散化为模糊属性,在此基础上建立灾害等级判定规则,进而通过气象观测数据预测可能即将发生的农业气象灾害及其等级. BP 神经网络算法在缺乏灾害判定规则情况下,可对气象观测历史数据及同期发布的灾害等级数据进行学习,训练后的网络模型可以更准确地揭示内在的灾害发生规律,并通过气象观测数据精确地预测可能发生的农业气象灾害及其等级. 神经网络和模糊聚类 2 种数据挖掘方法在缺乏先验知识的条件下,均可以通过气象观测数据准确地预测农业气象灾害,结果对比表明,前者预测气象站点

灾害等级的精度略优于后者。

参考文献:

- [1] 李伟君,王春乙,赵蓓,等. 气候变化对中国农业气象灾害与病虫害的影响[J]. 农业工程学报, 2010, 26(S1): 263-271.
- [2] 娄伟平,诸晓明,周锁铨,等. 绍兴市农业生态和农业气象灾害监测预警系统[J]. 农业工程学报, 2007, 23(12): 182-186.
- [3] 阳园燕,何永坤,罗孳孳,等. 三峡库区水稻高温热害监测预警技术研究[J]. 西南农业学报, 2013, 26(3): 1249-1254.
- [4] 夏于,杜克明,孙忠富,等. 基于物联网的小麦气象灾害监控诊断系统应用研究[J]. 中国农学通报, 2013, 29(23): 129-134.
- [5] 王长委,胡月明,谢健文,等. 基于 WebGIS 的广东省农作物生物灾害动态监测系统的研制[J]. 华南农业大学学报, 2008, 29(4): 104-107.
- [6] 莫建飞,钟仕全,陈燕丽,等. 广西主要农业气象灾害监测预警系统的开发与应用[J]. 自然灾害学报, 2013, 22(2): 150-157.
- [7] SHI J, CUI L L. Characteristics of high impact weather and meteorological disaster in Shanghai, China[J]. Natural Hazards, 2012, 60(3): 951-969.
- [8] TAO F L, ZHANG S, ZHANG Z. Changes in rice disasters across China in recent decades and the meteorological and agronomic causes[J]. Regional Environ Change, 2013, 13(4): 743-759.
- [9] 刘亚彬,刘黎明,许迪,等. 基于信息扩散理论的中国粮食主产区水旱灾害风险评估[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 1-7.
- [10] 李明阳,刘方,徐婷,等. 基于 GIS 的森林资源空间数据挖掘方法研究:以紫金山为例[J]. 西北林学院学报, 2012, 27(3): 180-186.
- [11] WU J J, ZHOU L, LIU M, et al. Establishing and assessing the integrated surface drought index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mid-eastern China[J]. Int J Appl Earth Observa and Geoinforma, 2013, 23: 397-410.
- [12] BARTOK J, HABALA O, BEDNAR P, et al. Data mining and integration for predicting dignificant meteorological phenomena[J]. Proceedia Comput Sci, 2010, 1(1): 37-46.
- [13] PETERS J F, SURAJ Z, SHAN S, et al. Classification of meteorological volumetric radar data using rough set methods[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(6): 911-920.
- [14] 吴正龙,熊范纶,滕明贵. 基于模糊聚类的模糊关联规则挖掘[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(7): 1295-1297.
- [15] 全凌云,潘佳,刁鑫. 一种用于机场气象预测的模糊神经网络模型[J]. 计算机工程, 2008, 34(15): 185-186.
- [16] 董全,黄小玉,宗志平. 人工神经网络法和线性回归法对降水相态的预报效果对比[J]. 气象, 2013, 39(3): 324-332.
- [17] 余运河,胡邦辉,孔玉寿,等. RLS-BP 人工神经网络算法在降水预报中的应用[J]. 气象科学, 2004, 24(3): 333-341.
- [18] 曲培青,施润和,刘剋,等. 基于遥感和 BP 人工神经网络的城乡气象站点划分分析[J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(5): 726-732.
- [19] 黄子洋,李毅,高太长. 一种基于神经网络的气象要素插值方法与分析[J]. 解放军理工大学学报:自然科学版, 2008, 9(4): 404-408.
- [20] 陆建江,张亚非,宋自林. 模糊关联规则的研究与应用[M]. 北京:科学出版社, 2008: 28-40.
- [21] 吕志军,王照飞,谢福鼎,等. 基于 FCM 聚类的时间序列模糊关联规则挖掘[J]. 大连理工大学学报, 2010, 50(5): 806-810.
- [22] 范春年,傅德胜. 用神经网络方法进行气象温度预测[J]. 计算机应用与软件, 2004(3): 108-110.
- [23] 陈安,陈宁,周龙骧,等. 数据挖掘技术及应用[M]. 北京:科学出版社, 2006: 139-146.
- [24] 张迎春,肖冬荣,赵远东. 基于时间序列神经网络的气象预测研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版, 2003, 27(2): 237-240.
- [25] 高丹,迟道才,王铁良. 基于 MATLAB 神经网络的水稻需水量的预报模型[J]. 沈阳农业大学学报, 2005, 36(5): 599-602.

【责任编辑 柴 焰】