

陈小华,段旭. 2013. 基于卫星和雷达资料估测滇中地区降水量方法研究. 气象, 39(2): 203-209.

# 基于卫星和雷达资料估测滇中地区降水量方法研究<sup>\*1</sup>

陈小华<sup>1</sup> 段旭<sup>2</sup>

1 云南省气象台, 昆明 650034

2 云南省气象科学研究所, 昆明 650034

**提 要:** 选用 2008、2009 和 2010 年 5—10 月的云顶亮温、云顶亮温梯度、水汽云图、总云量和云分类等云图资料, 雷达基本反射率资料及自动站 1 h 降水量资料, 采用 BP 神经网络建立预报模型、传统  $Z-I$  关系及云分类  $Z-I$  关系, 对距昆明雷达站大于 20 km、小于 150 km 区域里且 2008 年已建有自动站的 18 个测站进行 3 h 降水估测研究。通过研究, 得到使用 BP 神经网络建立预报模型估测降水, 在与实测降水的误差方面, 比使用传统  $Z-I$  关系及云分类  $Z-I$  关系估测降水略有减小。本研究也是对综合利用卫星和雷达资料估测降水进行尝试。

**关键词:** BP 神经网络, 降水估测, 均方根误差, 卫星资料, 雷达资料

**中图分类号:** P456

**文献标识码:** A

**doi:** 10. 7519/j. issn. 1000-0526. 2013. 02. 009

## Studies on the Precipitation Estimation in Central Yunnan Based on Satellite and Radar Data

CHEN Xiaohua<sup>1</sup> DUAN Xu<sup>2</sup>

1 Yunnan Provincial Meteorological Observatory, Kunming 650034

2 Yunnan Institute of Meteorological Sciences, Kunming 650034

**Abstract:** The 3 h precipitation estimates at the 18 stations in central Yunnan were made by using the data of TBB, TBB temperature gradient, vapour cloud, total cloud cover, cloud classification, radar basic reflectivity and AWS (automatic weather station) rainfall from May to October of 2008—2010, and the analysis was made by using BP neural network modeling forecast model, traditional  $Z-I$  relations and cloud classification  $Z-I$  relations. Results show that the false prediction ratio and deviation have been improved by the BP neural network modeling forecast model, and the comparative study is a test on precipitation forecast by the integrated data of radar and satellite.

**Key words:** BP neural network, precipitation estimation, RMS error, satellite data, radar data

## 引 言

估测降水量一直是广大气象工作者和研究人员十分关注的热点问题, 由于产生降水的因素很多, 加上观测站点稀疏, 造成估测降水的难度较大。用卫

星资料进行降水估测, 国外专家进行了深入研究, 取得了很大的成就, Adler 等(1984)应用一维云模式建立对流核心的云顶亮温与降水率和降水面积之间的关系; Goldenberg 等(1990)应用一维云模式方法进行 MONEX 试验期间降水估测; Li 等(1993)分别对白天和晚上的云图分类, 找出对流核心后建立核

\* 云南省科技厅项目(2009CA014)和云南省气象局业务能力研究与提升建设专项(YZ201106)共同资助  
2011 年 10 月 24 日收稿; 2012 年 8 月 13 日收修定稿  
第一作者: 陈小华, 主要从事卫星、雷达资料在天气预报中的应用研究. Email: chenxh724@sina.com

心云顶亮温与降水量、降水面积之间的关系;以 Arkin 等(1994)提出的方法为代表的云指数法以其简单方便的优点,被广泛应用于气候研究,以 Scofield 提出的方法为代表的云生命史法,不仅考虑了云顶温度与降水的关系,也考虑了云的发展变化与降水的关系,被用于强对流云团的降水估计中;Goodman 等(1994)进行了非线性反演估测。在国内,很多专家对降水估测研究也取得了一定成就,刘晓阳等(2010)利用多种雨量计校准雷达降水的方法,生成 1 h 降水分布,校准雨量计数量和估测精度有明显正相关;梁卫芳等(2008)对顺序卡尔曼滤波校准法进行定量估测降水,在稳定性天气过程中,校准效果最好;王建林等(2008)采用变分技术校准方法进行雷达定量估测降水,1 h 估测降水误差明显减少;卢乃锰等(1998)应用 MS24 红外资料详细分析了云顶亮温等与云的降水强度之间的关系;杨扬等(1995)使用云分类和降水率估计方法获取面雨量;王华荣等(2008)运用最低红外亮温和红外亮温增量因子对地面 1 h 降水估测;李腹广等(2007)利用  $Z-R$  关系对黔西南地区降水进行估测;师春香等(2001)运用卫星资料采用神经网络方法对日面降水量进行估测;熊秋芬等(2003)用神经网络方法利用卫星多通道资料对淮河区域一次暴雨过程进行降水估测;段旭等(2009)用  $Z-I$  关系得出的雷达反演降水资料与中国气象局下发的 6 h 降水资料,建立联合降水量估测场,采用变分方法对其进行同化,得出云南 6 h 降水估测;郑媛媛等(2004)利用雷达资料建立不同期气候区域的  $Z-I$  关系;闵爱荣等(2007)利用卫星和雷达资料联合估计大暴雨,卫星估测降水在很大程度上弥补了雷达估测降水在空间上的不足。在以往的研究中主要使用基本反射率因子资料,或者是卫星云顶量温(Temperature of Brightness Blackbody, TBB)资料,采用经验方法及逐步回归分析方法构造降水估计方程,所采用的估测降水技术是基于统计和经验的降水反演,由于降水是一个复杂的物理过程,地面降水与气象要素变量之间存在非线性关系,具有很多的不确定性,因此用统计方法构造的降水方程存在一定局限性。

本研究应用卫星和雷达资料,采用 BP 神经网络建立单站预报模型、云分类  $Z-I$  关系和传统  $Z-I$  关系对距昆明雷达站大于 20 km、小于 150 km 区域且 2008 年建有自动站的 18 个站点进行了降水估测,一方面研究雷达卫星的综合应用及定量应用,一

方面引入卫星资料对降水估测中的误差问题进行改善。

## 1 资 料

本文应用的卫星资料有 TBB、云顶亮温梯度、水汽云图、总云量、云分类,还有雷达基本反射率因子资料、云南省自动雨量站 1 h 降水资料。资料时间是 2008、2009 和 2010 年 5—10 月,其中雷达资料是 6 min 间隔的体扫资料,其他均是逐小时资料。由于雷达资料的数据量较大,在资料收集及处理上工作量较大,因此只选用昆明雷达站数据进行研究,另外雷达数据存在静锥区,对距昆明雷达站大于 20 km、小于 150 km 区域内的测站进行研究,再加上用到测站历史逐时降水资料,本研究对 2008 年已建有自动雨量站的 18 个测站进行降水估测研究。资料处理是将卫星和雷达资料插值到 18 个测站上。

(1) 云分类、总云量是读取最靠近测站的格点数据值作为测站的云型和云量云分类、总云量的产品范围:FY2C 为  $50^{\circ}\text{S}\sim 50^{\circ}\text{N}$ 、 $55^{\circ}\sim 155^{\circ}\text{E}$ ,FY2D 为  $60^{\circ}\text{S}\sim 60^{\circ}\text{N}$ 、 $27^{\circ}\sim 147^{\circ}\text{E}$ (许健民等,2008)。

(2) TBB 资料和水汽云图资料是通过 Gressmam 插值得到测站数据(段旭等,2009),插值半径为  $0.071^{\circ}$ 。TBB 产品范围为  $45^{\circ}\sim 165^{\circ}\text{E}$ (FY2C),  $27^{\circ}\sim 147^{\circ}\text{E}$ (FY2D),  $60^{\circ}\text{S}\sim 60^{\circ}\text{N}$ (许健民等,2008);水汽云图为 MICAPS 13 类数据格式。

(3) 云顶亮温梯度资料是用 TBB 资料,根据式(1)求得,其中, $G$ 为云顶亮温梯度, $T$ 为云顶亮温, $i, j$ 为图像坐标。将云顶亮温梯度数据进行 Gressmam 插值得到测站数据,插值半径为  $0.071^{\circ}$ 。

$$G = \{ [T(i+1, j) - T(i-1, j)]^2 + [T(i, j+1) - T(i, j-1)]^2 \}^{1/2} \quad (1)$$

(4) 自动雨量站资料为逐小时雨量资料,资料处理是将 1 h 降水量进行 3 h 累加,处理成 3 h 降水资料。小时降水量资料均要通过界限值检查、时间一致性检查和空间一致性检查,界限值检查使用区域界限值检查,纬度大于  $25^{\circ}\text{N}$  的站点界限值为  $125 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ ,纬度小于  $25^{\circ}\text{N}$  的站点界限值为  $150 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ (任芝花等,2010;段旭等,2009)。

(5) 雷达基本反射率因子资料,首先对多普勒雷达回波图像进行中值滤波处理,达到既去除噪声又保护图像边缘的效果,中值滤波的基本原理是把数字图像或数字系列中一点的值用该点的一个邻域

中各点值的中值代替,中值的定义如下:

一组数  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ , 把  $n$  个数按值的大小顺序排列:

$$\begin{aligned}
 &x_{i1} \leq x_{i2} \leq x_{i3} \leq \dots \leq x_{in} \\
 &y = \text{Med}\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} = \\
 &\begin{cases} x_{i(\frac{n+1}{2})} & n \text{ 为奇数} \\ \frac{1}{2}[x_{i(\frac{n}{2})} + x_{i(\frac{n}{2}+1)}] & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (2)
 \end{aligned}$$

$y$  称为序列  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  的中值(段旭等, 2009)。

读取一个体扫资料中的组合反射率因子,即取体扫资料在垂直高度上的最大反射率因子,把最大反射率因子数据由极坐标数据格式转换为以雷达站为原点的直角坐标系数据格式,经过 Gressmam 插值将数据插值到 18 个测站上,扫描半径为 5 km,得到测站反射率因子数据。

## 2 方 法

### 2.1 BP 神经网络模型

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN),一种模仿动物神经网络行为特征,进行分布式并行信息处理的算法数学模型,是一个可以提取一组预报变量和另一组自变量之间非线性关系的数据处理系统,建立的神经网络为人工神经网络的训练过程,是用自适应算法递归迭代求解因变量与自变量之间的非线性关系。训练后的神经网络模型可以用来估测或预报估测变量。到目前为止,人工神经网络模型已达上百种,BP 神经网络模型是典型的多层网络包括输入层、隐层和输出层,层与层之间采用全互连方式,图 1 给出了一个 BP 网络结构模型(段婧等, 2005)。

网络中神经元的输入是上一层神经元输出的权重和:  $n_j = \sum_i w_{ij} \delta_j$ , 由网络神经元活化函数(一般为 sigmoid 函数)将权重和转换为神经元输出,  $\delta_j = 1/[1 + \exp(-n + \theta_j)]$ , 其中,  $\theta_j$  为常数,在训练过程中,可进行权重调整,  $\Delta w_{ij}(n + 1) = \eta(\delta_j o_j) + \alpha \Delta w_{ij}(n)$ , 其中  $\Delta w_{ij}(n + 1)$  是连接神经元  $i$  和  $j$  的权重被修改后的值,  $o_j$  是误差修正项,  $\eta$  是学习率,  $\alpha$  是动量项。

神经网络实现了多层网络学习的设想,当给定

网格一个输入模式时,它由输入层单元传到隐层单元,经隐层单元逐层处理后再送到输出层单元,由输出层单元处理后产生一个输出模式,这是一个逐层状态更新的过程,称为前向传播。若输出与期望输出模式有误差且误差不满足要求时,误差转入后向传播过程,将误差值沿连接通路逐层传送并修正各层连接权值,这就是误差后向传播的涵义,用给定的一组训练模式,重复对网络训练,也就是重复前向传播和误差后向传播的过程,当各个训练模式都满足要求时,多层前馈人工神经网络学习过程结束,并保留一组连接权重系数,已训练好的神经网络模型可以对新的输入模式给出判别结果。

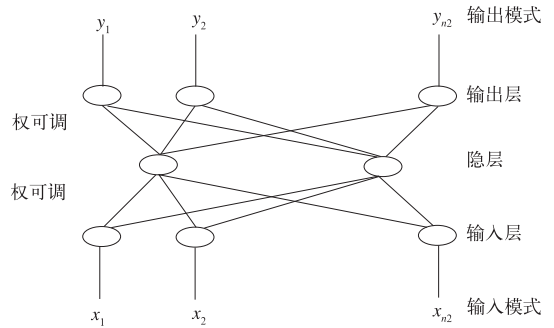


图 1 BP 网络结构

Fig. 1 The structure of BP neural network

选取雷达基本反射率因子、TBB、云顶亮温梯度、水汽云图、卫星云分类产品和卫星云总量产品 6 种资料,采用 BP 神经网络建立单站预报模型,对滇中地区 18 个测站进行 3 h 降水估测。样本总共 3240 个,采用 3000 个做训练样本,时间是从 2008 年 5 月 1 日 00 时至 2010 年 6 月 27 日 19 时,240 个做检验样本,时间是从 2010 年 6 月 27 日 00 时至 7 月 4 日 10 时、2010 年 7 月 19 日 19 时至 7 月 24 日 16 时。通过多次训练,对训练参数进行修改,根据样本输入及训练效果,构造的网络结构为 6-13-1 的降水估计 BP 神经网络模型,神经网络模型中输入的变量为 6 个,隐含层神经元为 13 个,输出变量为 1 个。神经网络训练参数采用训练次数为 100,两次显示之间的训练步数为 25,训练目标为 0。根据训练好的测站模型,当向模型输入变量时,模型给出测站降水估测结果。

### 2.2 传统 Z-I 关系

$$Z_{\text{昆明}} = 198.6I^{1.65} \quad (3)$$

式(3)引用文献(段旭等, 2009)的研究,式中  $I$  为雨

强,  $Z$  值首先是测站使用 Gressmam 插值得到站点 dBz 值, 再通过公式:  $\text{dBz} = 10\lg Z$  计算得出。根据公式(3)可以计算得到测站在雷达一个观测时次的雨强  $I$ , 根据式(4)时段降水量与雨强的关系(施丹平, 2001), 对计算出的雨强再进行时间积分得到时段估测降水量, 然后对 3 h 内雷达所有估测降水量进行累加, 得到测站 3 h 降水估测值。

$$R = \int_1^{t_2} I dt \quad (4)$$

式中,  $R$  为 3 h 估测降水量,  $I$  为雨强,  $t_2$  为观测时间。

### 2.3 云分类 $Z-I$ 关系

在云分类数据中, 有 0、1、11、12、13、14、15 和 21 数据类型, 分别为晴空海面、晴空陆地、混合像元、高层云或雨层云、卷层云、密卷云、积雨云、层积云或高积云 8 个云型数据, 其中混合像元为低云、中云和高云的混合云型。云分类数据中的晴空海面及晴空陆地, 在云分类数据生成原理中, 利用红外 1 通道亮温、水汽通道亮温及红外通道 2 亮温等资料, 采用多特征阈值方法, 把云和晴空分开(梁卫芳等, 2008), 在出现晴空海面及晴空陆地的区域, 在雷达回波上没有降水回波出现, 在地面上也就没有降水, 另外卷层云和密卷云都不是降水云, 本文只对其他的 4 种云型进行降水估测研究。利用雷达反射率因子、卫星云分类产品及自动雨量站 3 h 降水资料各 4200 个样本, 时间是从 2008 年 5 月 1 日 00 时至 2010 年 8 月 23 日 19 时, 分别统计出测站出现 4 个云型对应的样本系列。在这 4200 样本中, 混合像元有 1450 个样本, 高层云或雨层云有 42 个样本, 卷层云有 794 个样本, 密卷云有 155 个样本, 积雨云有 69 个样本, 层积云或高积云有 1278 个样本, 得到 4 个类型的降水序列。

$Z-I$  关系建立, 假定一个  $Z-I$  关系式为  $Z = AI^b$ , 分别对 4 个云型降水序列进行最优化处理, 根据 2.2 节传统  $Z-I$  关系估测降水方法计算估测降水量。参数  $A$  的取值范围为 50~270, 步进为 0.1, 参数  $b$  的取值范围为 0.9~1.7, 步进为 0.01, 调整  $A$ 、 $b$  参数分别对 6 个类型的降水序列进行最优化处理, 当式(5)中  $CTF$  最小时, 确定  $A$  和  $b$  值。

$$CTF = \min \left\{ \sum_i [(A_i - G_i)^2 + (A_i - G_i)] \right\} \quad (5)$$

式中,  $A$  为 3 h 估测降水量,  $G_i$  为 3 h 实测降水量。通过对 4 个类型的降水序列进行最优化处理, 分别建立了 4 组  $Z-I$  关系。表 1 是 4 种云型  $Z-I$  关系估测降水与实测降水的均方根误差, 其中高层云或雨层云关系估测降水的均方根误差大于 4 mm, 层积云或高积云  $Z-I$  关系估测降水的均方根误差在 2 mm 左右, 另外两种云型估测降水的均方根误差小于 1 mm。

$$\text{混合像元: } Z = 180I^{1.5}$$

$$\text{雨层云: } Z = 160I^{1.1}$$

$$\text{积雨云: } Z = 178I^{1.6}$$

$$\text{层积云: } Z = 170I^{1.4}$$

(6)

表 1 6 种云型  $Z-I$  关系估测降水的均方根误差(单位: mm)

Table 1 The RMS errors of precipitation estimates for 6 kinds of cloud pattern  $Z-I$  relationships (unit: mm)

云分类	均方根误差/mm
混合像元	0.6
高层云或雨层云	4.4
积雨云	0.6
层积云或高积云	2.1

在实际业务运用中, 读取测站雷达反射率因子值及该时次的云型数据, 通过  $\text{dBz} = 10\lg Z$  计算出  $Z$  值, 把  $Z$  值代入相应云型的关系式中进行计算, 逐一计算出 3 h 内的雨强, 再进行累加得到测站 3 h 降水估测值。

## 3 估测降水分析

### 3.1 实况降水与估测降水比较

图 2 是 18 个测站利用 BP 神经网络建立单站预报模型、云分类  $Z-I$  关系和传统  $Z-I$  关系对 240 个样本的降水估测图, 选取 3 个作为示例, 其他测站图略。可以分析出用 BP 神经网络建立单站预报模型估测降水在几个方面优于另外两种方法。

首先, 对 18 个测站估测降水曲线进行分析, 用 BP 神经网络建立单站预报模型估测的降水, 比另外两种方法估测的降水更接近实测降水。其次对于降水量大于 25 mm 的估测, 用 BP 神经网络模型估测降水量误差比另外两种方法减小了 5~10 mm, 寻甸站在样本中最大降水量为 87.9 mm, 传统  $Z-I$  关

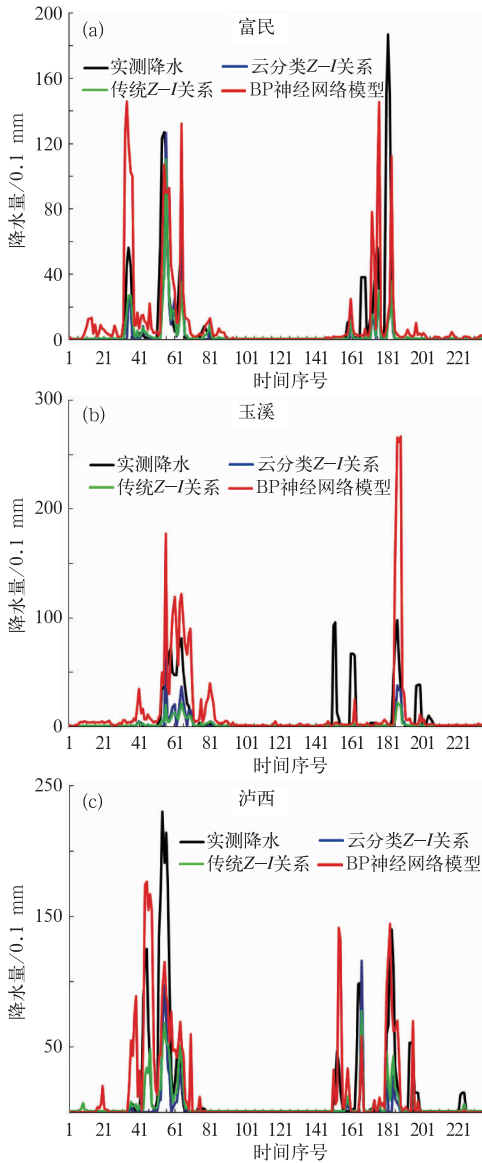


图 2 滇中地区富民(a),玉溪(b)和泸西(c)3个测站采用BP神经网络建立单站预报模型、云分类Z-I关系和传统Z-I关系对240个样本资料的估测降水对比 [横坐标为时间,1~150的时间是从2010年6月28日08时至7月4日20时,151~240的时间是从2010年7月19日19时至24日16时;纵坐标为3h降水量(单位为0.1mm)]

Fig. 2 The 3 h precipitation estimates at the three stations in central Yunnan, and the analysis used is made by cloud classification Z-I relations, traditional Z-I relationship and BP neural network model

(a) Fumin, (b) Yuxi, and (c) Luxi

[The black line is the measured rainfall, blue line is the precipitation estimate used by cloud classification Z-I relations, the green line is the precipitation estimate by used the traditional Z-I relations, and the red line is the precipitation estimate by the BP neural network model. The date of 1-150 is from 08:00 BT 28 June 2010 to 20:00 BT 4 July 2010. The date of 151-240 is from 19:00 BT 19 to 16:00 BT 24 July 2010 (unit:0.1 mm)]

系、云分类 Z-I 关系及 BP 神经网络建立单站预报模型 3 种方法估测降水依次为 4.1、18.1 和 28.8 mm,澄江出现 66.5 mm 降水,3 种方法估测降水量依次为 10.7、12.8 和 15.5 mm,楚雄出现 25.7 mm 降水,3 种方法估测降水依次为 1.7、2.7 和 8.7 mm,沾益出现 35.9 mm 降水,3 种方法估测降水依次为 2.9、3.9 和 8 mm。另外对于小于 25 mm 的降水,对于测站样本中最大降水的估测,用 BP 神经网络建立单站预报模型估测的降水误差在 1~2 mm 之间,比如富民站,实测最大降水 12.7mm,估测降水为 11 mm,误差为 1.7 mm;安宁站,实测降水 5.5 mm,估测降水 3.9 mm,误差 1.6 mm;宜良站,实测降水 18.7 mm,估测降水 20 mm,误差为 1.3 mm;武定站,实测降水 4 mm,估测降水 4.4 mm,误差 0.4 mm,像这样的测站还有玉溪、马龙、陆良、弥勒、通海和石屏,而用另外两种方法估测的降水误差都大于 2 mm,有的站点在 10 mm 以上,如富民、马龙、陆良、弥勒、泸西和石屏。最后用 BP 神经网络建立单站预报模型估测的降水,比另外两种方法估测在降水空报率上有所降低,7 月 2—4 日,滇中地区没有产生降水,用传统 Z-I 关系和云分类 Z-I 关系就估测出了降水,而用 BP 神经网络建立单站预报模型没有估测出降水,像安宁、澄江、武定、禄劝、楚雄、元谋等测站。

虽然,用 BP 神经网络建立单站预报模型估测的降水在一些方面优于另外两种方法,但是从 18 个测站的估测降水分析图上可以看出,此方法出现了估测降水量明显大于实测降水的情况(图 2)。

### 3.2 实测降水与估测降水的相关系数

图 3 分别是传统 Z-I 关系、云分类 Z-I 关系及 BP 神经网络模型的 3 h 估测降水量与实测降水量的相关系数图,所有相关系数都通过 0.05 显著性水平检验。用 BP 神经网络模型估测的降水量与实测降水量的相关系数有 5 个测站(寻甸、玉溪、楚雄、沾益和石屏)明显大于另外两种相关系数。

### 3.3 实测降水与估测降水的均方根误差

用云分类 Z-I 关系估测降水的均方根误差,比用传统 Z-I 关系估测降水的均方根误差略有减小,但减小幅度不是很大(图 4)。用 BP 神经网络模型估测降水的均方根误差仅有寻甸、通海、石屏站减小,其他站反而增加,这与 3.1 节中的分析相对应,主

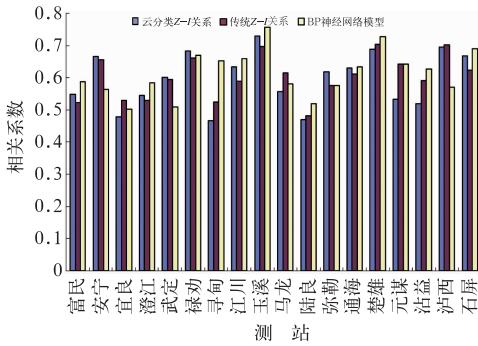


图 3 BP 神经网络建立单站预报模型、云分类  $Z-I$  关系和传统  $Z-I$  关系的 3 h 估测降水量与实测降水量的相关系数 (时间是从 2010 年 6 月 28 日 08 时至 7 月 4 日 20 时及 2010 年 7 月 19 日 19 时至 7 月 24 日 16 时)

Fig. 3 The correlation coefficient between measured rainfall and 3 h precipitation estimates conducted by cloud classification  $Z-I$  relations, traditional  $Z-I$  relationship and BP neural network model (The times are from 08:00 BT 28 June to 20:00 BT 4 July 2010 and from 19:00 BT 19 to 16:00 BT 24 July 2010)

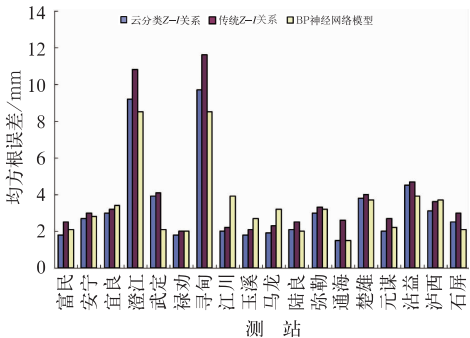


图 4 BP 神经网络建立单站预报模型、云分类  $Z-I$  关系和传统  $Z-I$  关系的 3 h 估测降水量与实测降水量的均方根误差

(时间是从 2010 年 6 月 28 日 08 时至 7 月 4 日 20 时及 2010 年 7 月 19 日 19 时至 7 月 24 日 16 时)

Fig. 4 Same as Fig. 3, but for the RMS errors

要是 BP 神经网络模型估测的降水出现一些时次明显大于实测降水造成的。

表 2 为 3 种方法对 18 个测站中不同降水量级的估算降水均方根误差平均值,从表中可用看出,对于大于 25 mm 的 4 个测站,用 BP 神经网络模型比用云分类  $Z-I$  关系减小了 0.6 mm。对于小于 25 mm 降水的测站的均方根误差平均,比用云分类  $Z-I$  关系估算的多了 0.3 mm。但是从 18 个测站均方根误差平均值看,云分类  $Z-I$  关系和 BP 神经网络模型估算的相接近。

表 2 3 种方法对 18 个测站中不同降水量级的估算降水与实测降水的均方根误差表(单位:mm)

Table 2 The RMS errors of different precipitation grades between measured rainfall and 3 h precipitation estimates conducted by three methods for 18 stations in central Yunnan (unit: mm)

降水量级	BP 神经网络模型	云分类 $Z-I$ 关系	传统 $Z-I$ 关系
大于 25 mm	5.7	6.3	7.4
小于 25 mm	2.7	2.4	2.8
18 个测站平均	3.3	3.4	3.9

### 3.4 BP 神经网络模型估测降水误差原因分析

估测降水与实测降水存在误差是所有估测方法无法回避的问题,进行误差原因分析对估测方法的改进有重要的作用,BP 神经网络模型估测降水方法,是利用样本资料,通过网络训练建立模型,进行降水估测。造成估测降水与实测降水存在误差有以下原因:

(1) 样本数据代表性不强。BP 神经网络模型是通过样本数据初始化后,进行网络训练建立的,样本数据能否全方面表示出产生降水的信号来,对 BP 神经网络模型估测降水的精度有一定的影响。本研究只应用了 2008—2010 年 5—10 月资料,由于资料有限,样本资料不能全部表示站点产生降水的特征,是影响估测效果的一个原因。

(2) 卫星和雷达数据不能全部表示降水的特征。由于降水是一个复杂的过程,涉及多个气象要素和非气象要素,仅用卫星和雷达资料不能全方面地表示产生降水的特征。

(3) 在样本的匹配上,包括时间尺度、空间尺度也可能会影响到最终的结果。

## 4 结 论

本文使用 BP 神经网络建立单站预报模型、云分类  $Z-I$  关系和传统  $Z-I$  关系,利用基本反射率因子、TBB、云顶亮温梯度、水汽云图、卫星云产品分类、卫星云总量产品及自动站降水资料,对云南滇中区域 2008 年已建有自动站的 18 个站点进行 3 h 降水估测研究,通过研究,得到了如下结论:

(1) 云分类  $Z-I$  关系的研究中,引入卫星云图中的云产品分类资料,对  $Z-I$  关系估测降水能力有

一定提高,用云分类  $Z-I$  关系估测降水的均方根误差,比用传统  $Z-I$  关系估测降水的均方根误差略有减小。

(2) 使用 BP 神经网络建立单站预报模型,3 h 降水估测能很好地表示降水产生的趋势,准确地表示出降水的增强和减弱特征,对于强降水估测比另外两种方法估测的降水误差小。用 BP 神经网络建立单站预报模型估测的降水,比另外两种方法估测在降水空报率上有所降低。

(3) 综合利用卫星和雷达资料,利用 BP 神经网络建立单站的预报模型,在一定程度上解决了空报和误差问题,对强降水估测能力有所提高,但还是出现了一定的空报和误差,在以后的研究中有待改善提高。

## 参考文献

- 段娟,苗春生. 2005. 神经网络在梅雨期短期降水分级预报中的应用. 气象, 31(8):31-36.
- 段旭,王曼,张杰,等. 2010. 低纬高原地区多云信息综合变分分析实验. 高原气象, 29(3):712-718.
- 段旭,许美玲,王曼,等. 2009. 云南省精细化天气预报技术研究与应用. 北京:气象出版社,103-104.
- 李腹广,王芬. 2007. 用天气雷达回波强度资料估测降水. 气象科技, 35(2):286-288.
- 李金辉,罗俊颖. 2006. 稳定行层状云降雨量的估算研究. 气象, 32(4):34-39.
- 梁卫芳,杨育强,林行,等. 2008. 顺序卡尔曼滤波波校准法雷达定量估测降水检验. 气象, 34(S1):206-211.
- 刘晓阳,杨洪平,李建通,等. 2010. 新一代天气雷达定量降水估测集成系统. 气象, 36(4):90-95.
- 卢乃锰,吴蓉璋. 1997. 强对流降水云团的云图特征分析. 应用气象学报, 8(3):269-274.
- 闵爱荣,杨洪平,石燕. 2007. 利用卫星和雷达估计大暴雨. 气象科技, 35(2):209-212.
- 任芝花,赵平,张强,等. 2010. 适用于全国自动站小时降水资料的质量控制方法. 气象, 36(7):123-132.
- 师春香,卢乃锰,张文建. 2001. 卫星面降水估计人工神经网络方法. 气候与环境研究, 6(4):467-472.
- 施丹平. 2001. 神经网络方法在降水量级中期预报中的应用. 气象, 27(6):40-42.
- 王华荣,朱小祥,徐会明,等. 2008. 基于 FY\_2C 卫星资料估测四川地面降水方法研究. 气象, 34(8):29-35.
- 王建林,徐晓亮,毕玮,等. 2008. 变分校准法在山东半岛雷达估测降水中的应用. 气象, 34(S1):219-222.
- 熊秋芬,胡江林. 2003. 神经网络方法在静止卫星多通道资料估测降水中的应用. 气象, 27(9):17-21.
- 许健民,张文建,杨军,等. 2008. 风云二号卫星业务产品与卫星数据格式实用手册. 气象出版社,40-54.
- 杨扬,戚建国. 1995. 数字卫星云图估测面雨量的应用试验. 气象, 21(3):35-39.
- 郑媛媛,谢亦峰,吴林林,等. 2004. 多普勒雷达定量估测降水的三种方法比较试验. 热带气象学报, 20(2):192-197.
- Adler R F, Mack R A. 1984. Thunderstorm cloud height-rainfall rate relations for use with satellite rainfall estimation techniques. J Clim Appl Meteor, 23(2):280-296.
- Alvin P A, Xie Pingping. 1994. The globe precipitation climatology project: First algorithm intercomparison project. Bull Amer Meteor Soc, 75(3):401-419.
- Goldenberg S B, Houze R A, Chrchill D D. 1990. Convective and stratiform components of a winter monsoon cloud cluster determined from geosynchronous in frared satellite data. J Meteor Soc Japan, 68(1):37-63.
- Goodman B, Martin D W, Menzel W P, et al. 1994. A non-linear algorithm for estimating 32 hourly rain rates over Amaazonia from GOES/VISSR observations. Remote sens Rev, 10:169-177.
- Li Jun, Wang Luyi, Zhou Fengxian. 1993. Convective and stratiform cloud rainfall estimation from geostationary satellite data. Adv in Atmos Sci, 10(4):475-480.