

# 一种基于模糊神经网络-模糊C均值聚类的双偏振气象雷达降水粒子分类方法

李海\* 任嘉伟 尚金雷

(中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室 天津 300300)

**摘要:** 对于地杂波存在情况下的降水粒子分类问题, 传统方法在不同的天气及环境条件下会产生较大分类误差。该文提出一种基于模糊神经网络(FNN)-模糊C均值聚类(FCM)算法的双偏振气象雷达降水粒子分类方法。该方法首先利用双偏振气象雷达在晴空模式下接收的地杂波数据训练FNN, 自适应地计算地杂波各偏振参量隶属函数的参数, 然后利用训练得到的地杂波隶属函数对降水模式下的地杂波进行抑制, 最后采用模糊C均值聚类算法对地杂波抑制后的回波进行降水粒子分类。对实测数据的处理结果表明, 该方法能够有效地抑制地杂波并获得较为精细的降水粒子分类结果。

**关键词:** 双偏振气象雷达; 降水粒子分类; 地杂波; 模糊神经网络; 模糊C均值聚类

中图分类号: TN959.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)04-0809-07

DOI: 10.11999/JEIT180529

## Hydrometeor Classification Method in Dual-polarization Weather Radar Based on Fuzzy Neural Network-fuzzy C-means

LI Hai REN Jiawei SHANG Jinlei

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** For the problem of hydrometeor classification in the presence of ground clutter, traditional methods produce large classification errors under different weather and environmental conditions. A new method for the classification of Hydrometeor based on Fuzzy Neural Network-Fuzzy C-Means (FNN-FCM) is proposed. Firstly, the FNN is trained by the clutter data received by the Dual-polarization weather radar in the clear sky mode. The parameters of the membership function of each polarization parameter of the clutter are calculated adaptively. Then the ground clutter in the rainfall mode is suppressed by the ground clutter membership function obtained by the training. Finally, FCM clustering algorithm is used to classify the Hydrometeor after clutter suppression. The processing results of the measured data show that the proposed method can effectively suppress ground clutter and obtain finer hydrometeor classification results.

**Key words:** Dual-polarization weather radar; Hydrometeor classification; Ground clutter; Fuzzy Neural Network (FNN); Fuzzy C-Means (FCM)

### 1 引言

降水粒子的识别与分类在多个领域有着重要的

应用价值。在航空领域, 不仅对复杂天气带来的航空危险有着预警作用<sup>[1]</sup>, 还能为航线规划提供决策依据<sup>[2]</sup>; 在人工影响天气领域, 不仅可以提高对降水的定量检测精度, 而且能为人工影响天气的运行决策和评估提供重要的参考依据<sup>[3]</sup>。

双偏振气象雷达作为一种新型的天气信号回波探测工具<sup>[4]</sup>, 能交替发射和接收水平与垂直偏振方向的信号, 较传统的气象雷达可以获得更多的偏振信息, 通过对雷达回波数据进行处理, 可以从中提取出有关降水粒子的大小、形状、空间取向及相态等信息, 对研究复杂降水天气相关问题具有至关重要的作用<sup>[5]</sup>。

收稿日期: 2018-05-29; 改回日期: 2018-11-30; 网络出版: 2018-12-10

\*通信作者: 李海 elisha1976@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(U1733116, U1633106, 61471365), 中国民航大学蓝天青年学者培养经费, 中央高校基本科研业务费项目(3122017007)

Foundation Items: The National Nature Science Foundation of China (U1733116, U1633106, 61471365), The Foundation for Sky Young Scholars of Civil Aviation University of China, The Fundamental Research Funds for the Central Universities (3122017007)

为了获得准确度较高的降水粒子分类结果，一个首要的问题就是合理地区分出气象回波与非气象回波。地物杂波作为一种最为常见的非气象回波，具有分布范围广、非均匀等特点，对雷达探测降水精度的影响也最为显著<sup>[6]</sup>。降水粒子研究领域的传统地杂波抑制方法包括：带阻滤波器法<sup>[7]</sup>，杂波图法<sup>[8]</sup>等。其中带阻滤波器法利用地面物体静止的特点对天气信号中的地杂波进行抑制，但降水粒子的部分功率分量可能会落入阻带，从而与地杂波一起被滤波器抑制掉，使得降水粒子分类精度下降，特别是对于窄带零速降水粒子信号而言，这种现象尤为明显<sup>[7]</sup>。杂波图法是一种高精度的杂波抑制方法，但对于杂波环境的变化较敏感，因此在复杂天气条件下其杂波抑制性能不稳定<sup>[8]</sup>。

降水粒子的分类方法包括：统计决策方法<sup>[9]</sup>、判决图方法<sup>[10]</sup>、模糊逻辑方法<sup>[11]</sup>等。统计决策方法综合了降水粒子的偏振特性及前人的研究经验，通过设定不同降水粒子的偏振参量门限值实现降水粒子的分类，但该方法的门限值一般固定，因此当研究的目标区域内环境发生变化时，分类精度将受到很大影响<sup>[9]</sup>。判决图方法根据预先确定的类型边界来对降水粒子进行分类，但由于气象雷达接收到的不同降水粒子的协方差矩阵不是相互独立的，会使得判决图方法的分类精度受到一定的影响<sup>[10]</sup>。模糊逻辑方法对不同降水类型的各偏振参量建立了不同的隶属函数和规则基，通过模糊计算对各偏振参量进行综合考量和评估，但其隶属函数参数仍采用固定值，使得该方法不能很好应对各种复杂情况下的

降水粒子分类问题<sup>[11]</sup>。

本文提出一种基于FNN-FCM的双偏振气象雷达降水粒子分类方法，在实现地杂波抑制的同时，完成了对雨、雪、冰雹等8种降水粒子类型的分类。该方法首先利用晴空模式下的雷达回波数据对FNN进行训练，确定隶属函数参数，然后利用该网络进行地杂波识别与抑制，最后利用FCM聚类思想实现降水粒子分类。此方法在减少气象回波损失的同时避免了协方差矩阵的复杂计算以及隶属函数参数的选取等问题，并具有较好的环境适应性。

## 2 FNN-FCM联合算法

FNN-FCM联合算法以模糊分类思想为核心，将模糊神经网络与模糊聚类算法相结合，可以实现对双偏振雷达回波的地杂波识别与抑制以及降水粒子分类，下面对该方法进行详细的论述。

### 2.1 基于FNN的地杂波识别与抑制

所提方法根据模糊逻辑分类理论，按照对地杂波先识别、再抑制的思路，通过构建和训练FNN，得到识别地杂波所需的参数，再对雷达回波数据进行识别分类，将识别出的地杂波数据剔除，进而实现对地杂波的抑制。

本文方法中构建的FNN如图1所示。图1(a)为FNN的基本结构，其组成包括：输入层、隐含层、输出层，其中隐含层又分为模糊化、规则计算、集成、退模糊和反馈网络5个部分；图1(b)为模糊化与规则计算子块的基本结构，即图1(a)虚线框中的具体结构。

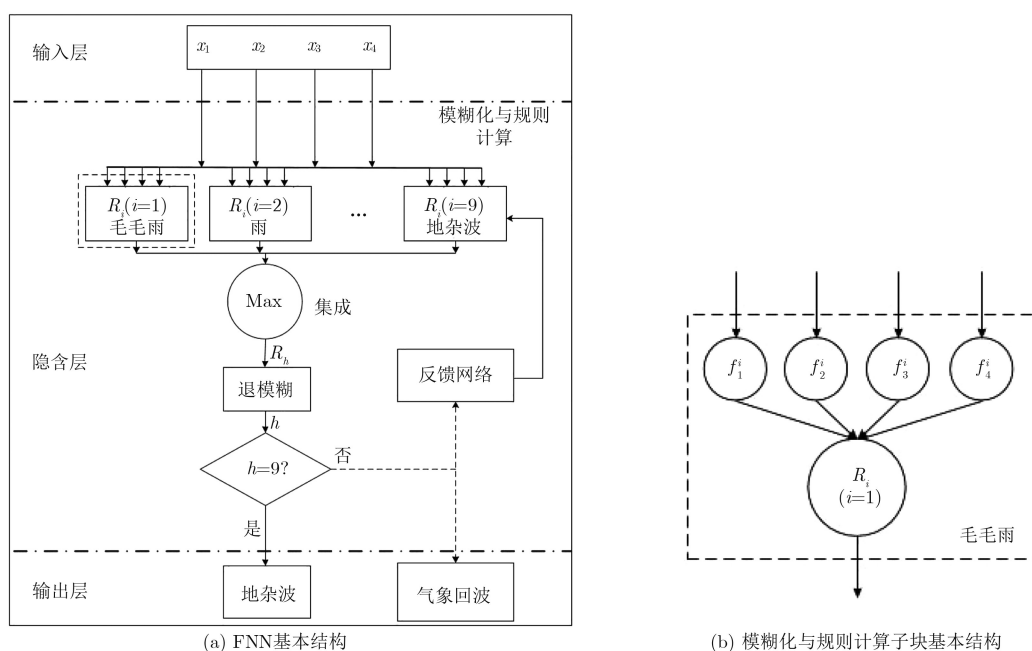


图1 FNN结构图

FNN在进行应用时,分为“网络训练与参数计算”和“地杂波识别与抑制”两个阶段,以下对这两个阶段的原理及实现过程进行详细阐述。

### 2.1.1 网络训练与参数计算

“训练”阶段的主要目的是训练FNN、计算地杂波的隶属函数参数。该阶段输入层的输入值 $x_j(j=1,2,3,4)$ 分别表示待测区域地杂波各偏振参量(反射率因子、差分反射率因子、差分传播相移和互相关系数)。

输入的偏振参量同时进入FNN中的9个模糊化与规则计算子块进行运算,不同的模糊化与规则计算子块分别对应不同的识别类型,并用上标 $i(i=1,2,3,4,5,6,7,8,9)$ 进行区分,其中 $i=1$ 表示毛毛雨, $i=2$ 表示雨, $i=3$ 表示冰晶, $i=4$ 表示干雪, $i=5$ 表示湿雪, $i=6$ 表示高密度霰, $i=7$ 表示冰雹, $i=8$ 表示大雨滴, $i=9$ 表示地杂波。

在模糊化部分,本文采用钟形隶属函数作为模糊化函数,具体形式如式(1)所示

$$f_j^i(x_j, a_j^i, b_j^i, m_j^i) = \frac{1}{1 + ((x_j - m_j^i) / a_j^i)^{2b_j^i}} \quad (1)$$

其中,下标 $j=1,2,3,4$ 表示输入层输入数据的对应标号, $x_j$ 表示第 $j$ 个输入的偏振参量值, $f_j^i$ 表示第 $j$ 个偏振参量对应第 $i(i=1,2,3,4,5,6,7,8,9)$ 种类型的隶属函数值, $m_j^i, a_j^i, b_j^i$ 分别表示隶属函数 $f_j^i(x_j, a_j^i, b_j^i, m_j^i)$ 的曲线中心、曲线宽度及曲线斜率。

模糊化得到的结果通过规则计算转化为隶属强度 $R_i$ ,规则计算的具体形式由式(2)表示

$$R_i = \prod_{j=1}^4 f_j^i, i=1,2,3,4,5,6,7,8,9 \quad (2)$$

利用最大集成法对上述的9个隶属强度值进行集成,即: $R_h = \text{Max}_i R_i (h \in \{1,2,3,4,5,6,7,8,9\})$ 。集成的结果 $R_h$ 进一步通过退模糊过程转化为其对应的类型序号 $h$ 作为识别结果。

由于在网络训练阶段,输入数据均为地杂波数据,因此当识别类型序号 $h=9$ 时,说明当前的隶属函数参数设置( $m_j^i, a_j^i, b_j^i$ )能够正确地判别输入的地杂波,此时改换下一组输入数据进行训练;当 $h \neq 9$ 时,说明在当前的参数设置下将地杂波数据错判为了气象回波,即参数需要重新计算,此时在反馈网络中按照式(3)<sup>[12]</sup>计算强度误差

$$e_R = \frac{1}{2} (R_h - R_9)^2, h \in \{1,2,3,4,5,6,7,8\} \quad (3)$$

将计算得到的误差值 $e_R$ 反馈到地杂波模糊化处,对地杂波各偏振参量对应的隶属函数参数进行

重新计算。此时首先需要计算隶属函数参数的修正量,如式(4)~式(6)所示

$$\delta_{j-a} = \frac{2b_j^9}{a_j^9} [f_j^9(x_j)]^2 \left( \frac{\partial e_R}{\partial f_j^9} \right) \left( \frac{x_j - m_j^9}{a_j^9} \right)^{2b_j^9} \quad (4)$$

$$\delta_{j-b} = - [f_j^9(x_j)]^2 \left( \frac{\partial e_R}{\partial f_j^9} \right) \left( \frac{x_j - m_j^9}{a_j^9} \right)^{2b_j^9} \cdot \ln \left( \frac{x_j - m_j^9}{a_j^9} \right)^2 \quad (5)$$

$$\delta_{j-m} = [f_j^9(x_j)]^2 \left( \frac{\partial e_R}{\partial f_j^9} \right) \left( \frac{2b_j^9}{x_j - m_j^9} \right) \cdot \left( \frac{x_j - m_j^9}{a_j^9} \right)^{2b_j^9} \quad (6)$$

根据式(4)~式(6)计算得到的隶属函数参数 $a_j^9, b_j^9, m_j^9$ 的修正量<sup>[12]</sup>为 $\delta_{j-a}, \delta_{j-b}, \delta_{j-m}$ 。将其与原先的隶属函数参数 $a_j^9, b_j^9, m_j^9$ 相加得到修正后的参数,经过修正的隶属函数可以对之前判别为气象回波的地杂波数据进行正确识别,以此为基础进行下一轮训练。

按照上述过程,利用大量地杂波数据进行多次训练,可以得到最终的隶属函数参数,并构造新的地杂波偏振参量隶属函数,用 $f_{j-9}(x_j, a_{j-9}, b_{j-9}, m_{j-9})$ 表示。

### 2.1.2 地杂波识别与抑制

“识别”阶段的主要目的是抑制地杂波。该阶段输入层的输入值 $x_j, j=1,2,3,4$ 表示待测区域降水时的各偏振参量数据。隐含层中地杂波的模糊化与规则计算子块由训练阶段得到的地杂波各偏振参量的隶属函数 $f_{j-9}(x_j, a_{j-9}, b_{j-9}, m_{j-9})$ 进行构建,用于识别地杂波;将规则计算得到的隶属强度结果进行集成与退模糊,得到识别结果对应的类型序号 $h$ 。若 $h=9$ ,则输出层的输出结果为地杂波;若 $h \neq 9$ ,则输出层的输出结果为气象回波。

最后,将输出结果为地杂波的数据剔除,即把识别类型序号 $h=9$ 的数据置为非数据类型(NaN),实现地杂波的抑制。

## 2.2 基于FCM的降水粒子分类

对于地杂波抑制后的降水回波数据,采用FCM计算出各降水类型的聚类中心,进而根据求得的聚类中心进行降水粒子分类。

设地杂波抑制后某一降水回波单元的数据向量为 $\mathbf{y}_k = [y_{1k} \ y_{2k} \ y_{3k} \ y_{4k}]^T (k=1,2,\dots,K, K$ 为回波

单元总数)。若把回波数据分成8类,类簇用集合  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_8\}$  表示,各个类别的聚类中心用向量  $\mathbf{Z}_n = [Z_{1n} Z_{2n} Z_{3n} Z_{4n}]^T (n = 1, 2, \dots, 8)$  表示。隶属度可用矩阵  $\mathbf{U} = [u_{nk}]_{8 \times K}$  来表示,矩阵  $\mathbf{U}$  中的元素  $u_{nk}$  表示第  $k$  组回波数据隶属于第  $n$  种降水粒子类型的程度,满足<sup>[13]</sup>: (1)  $u_{nk} \in [0, 1], \forall n, \forall k$ ; (2)  $\sum_{n=1}^8 u_{nk} = 1, \forall k$ ; (3)  $\sum_{k=1}^K u_{nk} > 0, \forall n$ 。

运用FCM思想,该分类问题可转化为:将代价函数  $F$  作为非相似性指标并给定容许误差阈值  $\varepsilon$  (一般取<sup>[13]</sup>  $\varepsilon = 0.0001$ ),迭代求解聚类中心  $\mathbf{Z}_n (n = 1, 2, \dots, 8)$  使得两次迭代的代价函数  $F$  的差值绝对值小于等于阈值  $\varepsilon$ , 即  $|F_{\text{new}} - F| \leq \varepsilon$ 。本文中代价函数用式(7)表示

$$F = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^8 u_{nk}^g d_{nk}^2 \quad (7)$$

其中,  $d_{nk} = \|\mathbf{y}_k - \mathbf{Z}_n\|$ , 表示第  $k$  个数据向量与第  $n$  个聚类中心的欧氏距离; 加权指数  $g$  为模糊指数<sup>[13]</sup>, 一般取  $1.5 \leq g \leq 2.5$ 。

根据式(7)可知:在聚类迭代过程中,越大的隶属度  $u_{nk}$  对应的欧氏距离  $d_{nk}$  将越小,即随着迭代次数的增加,代价函数  $F$  将减小。因此,当  $|F_{\text{new}} - F| \leq \varepsilon$  时,可以认为在该容许误差下  $F$  几乎不再减小,此时则停止迭代。

针对该最小值问题,下面给出初始化及迭代求解过程:

(1)确定待分类降水回波单元总数  $K$ 、模糊指数  $g$  以及终止误差阈值  $\varepsilon$ , 随机选定初始化聚类中心  $\mathbf{Z}_n^{(0)}, n = 1, 2, \dots, 8$  (可通过先验信息确定聚类中心大致范围以降低运算量、加快收敛速度)并计算每个回波单元内的数据向量  $\mathbf{y}_k$  与各个聚类中心  $\mathbf{Z}_n^{(0)}$  的初始距离  $d_{nk}^{(0)} = \|\mathbf{y}_k - \mathbf{Z}_n^{(0)}\|$ , 同时初始化代价函数值  $F^{(0)} = +\infty$ 。

(2)计算1次迭代的隶属度矩阵  $\mathbf{U}^{(1)}$ , 即计算  $u_{nk}^{(1)}$  的值

$$u_{nk}^{(1)} = \frac{1}{\sum_{n'=1}^8 \left( \frac{d_{nk}^{(0)}}{d_{n'k}^{(0)}} \right)^{2/(g-1)}}, n = 1, 2, \dots, 8; \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

(3)计算1次迭代的聚类中心,即求加权均值

$$\mathbf{Z}_n^{(1)} = \frac{\sum_{k=1}^K \left( u_{nk}^{(1)} \right)^g \mathbf{y}_k}{\sum_{k=1}^K \left( u_{nk}^{(1)} \right)^g}, n = 1, 2, \dots, 8 \quad (9)$$

(4)计算数据向量与聚类中心的1次迭代距离,即求范数值

$$d_{nk}^{(1)} = \left\| \mathbf{y}_k - \mathbf{Z}_n^{(1)} \right\|, n = 1, 2, \dots, 8; \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (10)$$

(5)求1次迭代的代价函数值,即求

$$F^{(1)} = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^8 \left( u_{nk}^{(1)} \right)^g \left( d_{nk}^{(1)} \right)^2 \quad (11)$$

(6)计算代价函数的差值绝对值  $|F^{(1)} - F^{(0)}|$  并与阈值  $\varepsilon$  比较,若  $|F^{(1)} - F^{(0)}| > \varepsilon$ , 则返回(2)继续进行下一次迭代;若  $|F^{(1)} - F^{(0)}| \leq \varepsilon$ , 则按照最小距离准则进行类簇分割,如式(12)所示

$$C_n = \left\{ \mathbf{y}_k \mid d_{nk}^{(1)} \leq d_{n'k}^{(1)}, \forall n' \in \{1, 2, \dots, 8\}, \right. \\ \left. \forall k \in \{1, 2, \dots, K\}, n' \neq n \right\}, n = 1, 2, \dots, 8 \quad (12)$$

(7)输出类簇集合  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_8\}$  以及对应的聚类中心  $\mathbf{Z}_n^{(1)}, n = 1, 2, \dots, 8$ 。

### 3 实验与结果分析

KTLX雷达为美国WSR-88D雷达网中位于俄克拉荷马市的1部业务使用雷达,该雷达的主要参数如下:波束宽度  $1.25^\circ$ , 天线增益  $45 \text{ dB}$ , 第1旁瓣电平  $-29 \text{ dB}$ , 发射机工作频率  $2800 \sim 3000 \text{ Hz}$ , 波长  $10 \text{ cm}$ , 脉冲重复频率  $250 \sim 1200 \text{ Hz}$ , 接收机中频  $57.6 \text{ MHz}$ , 带宽  $0.3 \text{ MHz}$ 。本文采用KTLX双偏振气象雷达采集到的LEVEL-II及LEVEL-III数据(数据对应雷达仰角为  $0.5^\circ$ , 径向分辨率为  $250 \text{ m}$ ), 验证FNN-FCM算法的地杂波抑制及降水粒子分类性能,同时也给出了传统模糊逻辑方法处理得到的降水粒子分类结果以及美国国家海洋和大气管理局(NOAA)提供的分类结果作为对比和参考。

#### 3.1 地杂波抑制

选取KTLX双偏振气象雷达在晴空模式下于某一区域( $400 \text{ km} \times 400 \text{ km}$ )内获得的多组地杂波数据对FNN进行训练。以反射率因子  $Z_H$  为例,表1为本文方法选取的各降水粒子及训练得到的地杂波的隶属函数参数,此外还有差分反射率  $Z_{DR}$ , 差分相移  $\Phi_{DP}$  以及互相关系数  $\rho_{HV}$  的隶属函数参数,由于篇幅所限未在文中给出。

选取KTLX雷达于2017年8月17日6时(后文中用2017.08.17/06表示)在降水模式下采集到的偏振参量数据验证FNN的地杂波识别与抑制性能。为了说明所提方法识别与抑制地杂波的有效性,图2至图4分别给出了FNN-FCM方法和传统模糊逻辑方法处理得到的地杂波识别结果(为方便对比,图

表1 降水粒子及地杂波 $Z_H$ 隶属函数参数值

粒子类型	毛毛雨	雨	冰晶	干雪	湿雪	高密度霰	冰雹	大雨滴	地杂波
$a$	29.00	15.50	22.00	17.00	22.00	9.00	12.00	9.00	25.10
$b$	10.00	10.00	20.00	15.00	10.00	6.00	10.00	10.00	20.00
$m$	2.00	41.50	-3.00	17.00	21.00	49.00	58.00	57.00	-1.10

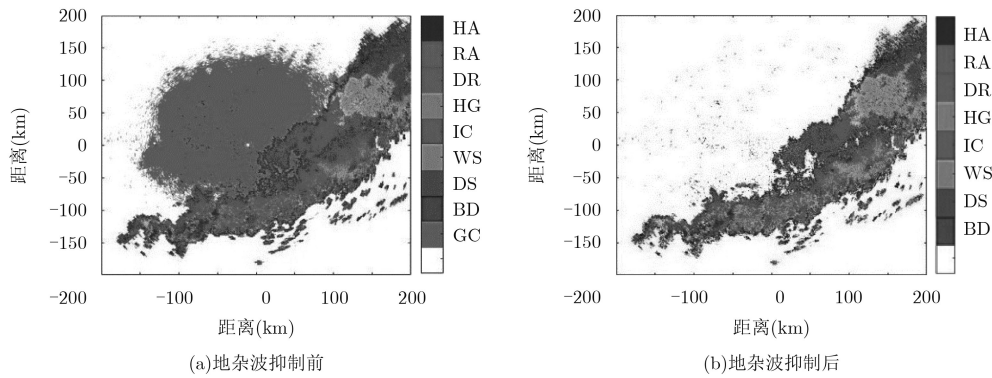


图2 FNN-FCM方法得到的地杂波抑制结果(2017.08.17/06)

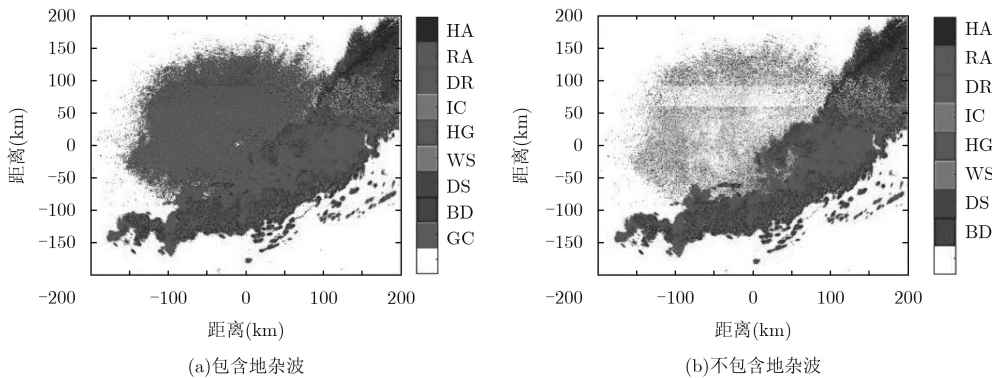


图3 模糊逻辑方法得到的分类结果(2017.08.17/06)

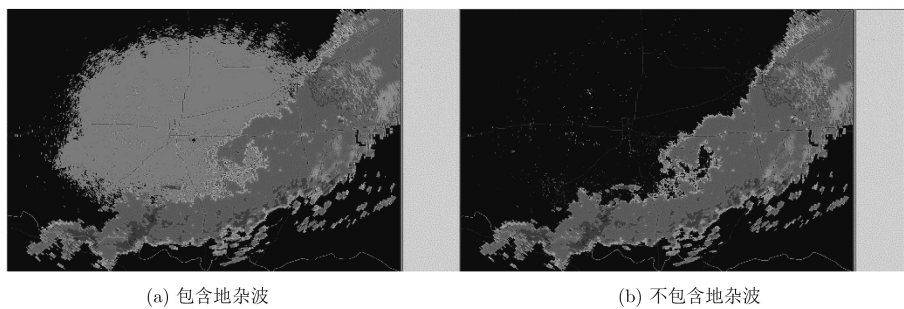


图4 NOAA提供的降水粒子分类结果(2017.08.17/06)

中也给出了降水粒子的分类结果), 以及NOAA提供的降水粒子分类结果(GC为地杂波, 其他为气象回波)。从图中可以看出: NOAA提供的地杂波分布主要集中在以雷达为中心的大范围区域内, 且与降水回波形成较明显的界限; FNN-FCM方法的地杂波识别结果与NOAA提供的结果基本一致, 但在模糊逻辑方法得出的地杂波范围中夹杂着大量被误识别为降水粒子的地杂波。

由于传统模糊逻辑方法采用的地杂波隶属函数参数为前人总结的经验值, 导致其在不同环境下的杂波识别性能不稳定, 使得一部分地杂波被误识别为气象回波; FNN-FCM方法则通过地杂波训练的方式, 将探测地区的地形环境作为参考因素引入到地杂波的识别过程中, 从而提升了对地杂波的识别与抑制性能, 从处理结果中可以看出FNN-FCM方法的处理结果与NOAA所提供的地杂波识别结果更相符。

### 3.2 降水粒子分类

对地杂波抑制后的数据进行降水粒子分类。图5给出了FNN-FCM方法与模糊逻辑方法处理得到的以及NOAA提供的降水粒子分类结果,其中模糊逻辑方法分类结果中的地杂波已被剔除。

从图5中可以看出:在NOAA提供的分类结果中,由南到北依次分布着干雪(DS)、毛毛雨(DR)、湿雪(WS)、干雪(DS),此外还有沿着南、北边缘

分布的大雨滴(BD)、雨(RA)和高密度霰(HG);模糊逻辑方法则将该组数据中的湿雪(WS)误识别为多种粒子的混合分部,同时将高密度霰(HG)和部分干雪(DS)误识别为毛毛雨(DR);在FNN-FCM方法的分类结果中,除了对大雨滴(BD)以及高密度霰(HG)有一定程度的误识别,使得这两种粒子的分布范围略微扩大之外,其余粒子的分布则与NOAA提供的结果基本相似。

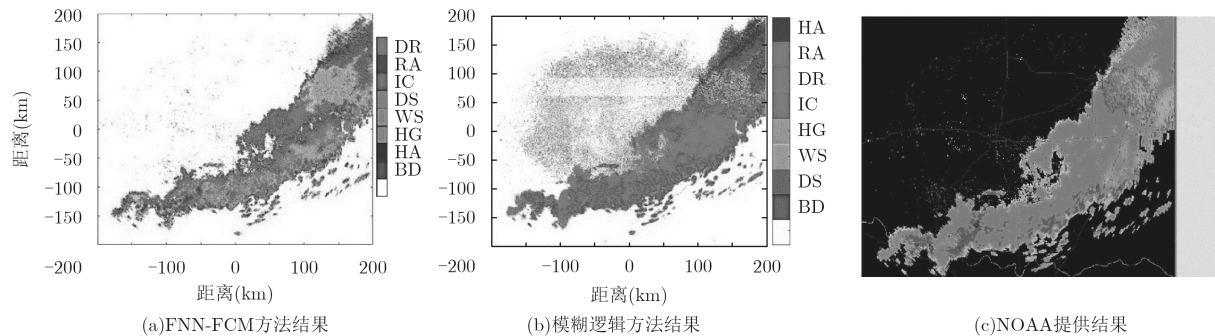


图5 降水粒子分类结果(2017.08.17/06)

表2为2种方法处理得到的各类别粒子数量及占比统计,结合图表分析可知:传统模糊逻辑方法对干雪(DS)、毛毛雨(DR)和湿雪(WS)的识别误差较大,其主要原因是模糊逻辑方法采用的各隶属函数参数为固定经验值,因此当探测环境因时间、地理等因素产生变化时,其分类效果也会随之产生波动,呈现出明显的不稳定性;FNN-FCM方法利用聚类的思想,避免了隶属函数参数的选取与计算问题,使得该方法的识别过程对探测环境的变化不敏感(即具有自适应能力),因此具有优于传统方法的分类性能,从处理结果中也可以看出,FNN-FCM方法得到的降水粒子分布及识别率与NOAA提供的参考结果更相符。

表2 各类别粒子数量及占比(2017.08.17/06)

类别	FNN-FCM方法		模糊逻辑方法	
	数据个数	百分比(%)	数据个数	百分比(%)
毛毛雨	113387	39.82	217450	57.59
雨	21663	7.61	14789	3.92
冰晶	3654	1.28	31729	8.40
干雪	53532	18.80	33032	8.75
湿雪	26563	9.33	10058	2.66
高密度霰	19796	6.95	12921	3.42
冰雹	10174	3.57	4874	1.29
大雨滴	35985	12.64	52727	13.97
数据整体	286724	100	377580	100

## 4 结束语

针对地杂波存在情况下的降水粒子分类问题,本文提出了一种基于FNN-FCM的降水粒子分类方法。该方法首先建立了隶属函数参数待定的FNN,然后利用双偏振气象雷达晴空模式下的多组地杂波数据对FNN进行训练,根据误差反馈思想计算得到地杂波各偏振参量的隶属函数参数,利用训练好的FNN对降水模式下雷达回波中的地杂波进行识别与抑制,对杂波抑制后的数据利用FCM算法计算降水粒子隶属度矩阵,进一步得到每种降水类型的聚类中心以及各降水粒子到各聚类中心的距离,通过迭代运算以及对代价函数进行阈值控制,实现聚类中心的优化,最后根据最小距离准则进行类簇分割,完成对降水粒子的分类。与传统方法相比,所提方法具有稳定且良好的地杂波抑制性能,并能够获得更为精准的降水粒子分类结果。

## 参考文献

- [1] 李金辉,樊鹏. 冰雹云提前识别及预警的研究[J]. 南京气象学院学报, 2007, 30(1): 114-119. doi: 10.3969/j.issn.1674-7097.2007.01.016.
- [2] 孟旭航,刘玉玲,白洁. 航线天气预报中航迹规划仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(2): 832-836. doi: 10.3969/j.issn.1004-731X.2006.z2.235.

- MENG Xuhang, LIU Yuling, and BAI Jie. Researches of computer simulation on path planning in airway weather forecast[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(2): 832–836. doi: [10.3969/j.issn.1004-731X.2006.z2.235](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-731X.2006.z2.235).
- [3] 楼小凤, 师宇, 李集明. 云降水和人工影响天气催化数值模式的发展及应用[J]. *气象科技进展*, 2016, 6(3): 75–82. doi: [10.3969/j.issn.2095-1973.2016.03.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.2095-1973.2016.03.010).
- LOU Xiaofeng, SHI Yu, and LI Jiming. Development and application of the cloud and seeding models in weather modification[J]. *Advances in Meteorological Science and Technology*, 2016, 6(3): 75–82. doi: [10.3969/j.issn.2095-1973.2016.03.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.2095-1973.2016.03.010).
- [4] 杨通晓, 袁招洪. 多波段双偏振天气雷达识别降水类型的模拟研究[J]. *高原气象*, 2017, 36(1): 241–255. doi: [10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00016](https://doi.org/10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00016).
- YANG Tongxiao and YUAN Zhaohong. Simulation research on hydrometeor classification by multi-wavelength dual linear polarization Doppler radar[J]. *Plateau Meteorology*, 2017, 36(1): 241–255. doi: [10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00016](https://doi.org/10.7522/j.issn.1000-0534.2016.00016).
- [5] 唐顺仙, 吕达仁, 何建新, 等. 天气雷达技术研究进展及其在我国天气探测中的应用[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(1): 1–13. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2017.1.0001](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2017.1.0001).
- TANG Shunxian, LÜ Daren, HE Jianxin, et al. Research of weather radar technology and application on Chinese weather observation[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(1): 1–13. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2017.1.0001](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2017.1.0001).
- [6] 宗蓉, 陈超, 潘国盛. 基于模糊逻辑的双偏振多普勒雷达地物杂波抑制方法的初步应用[J]. *广东气象*, 2017, 39(6): 56–59. doi: [10.3969/j.issn.1007-6190.2017.06.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-6190.2017.06.015).
- ZONG Rong, CHEN Chao, and PAN Guosheng. Preliminary application of dual-polarization Doppler radar clutter suppression based on fuzzy logic[J]. *Guangdong Meteorology*, 2017, 39(6): 56–59. doi: [10.3969/j.issn.1007-6190.2017.06.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-6190.2017.06.015).
- [7] GIANGRANDE S E and RYZHKOV A V. Estimation of rainfall based on the results of polarimetric echo classification[J]. *Applied Meteorology Climatological*, 2008, 47(4): 2445–2462. doi: [10.1175/2008JAMC1753.1](https://doi.org/10.1175/2008JAMC1753.1).
- [8] HUBBERT J and BRINGI V N. An iterative filtering technique for the analysis of copolar differential phase and dual-frequency radar measurements[J]. *Journal Atmospheric Oceanic Technology*, 1995, 12(3): 643–648. doi: [10.1175/1520-0426\(1995\)012<0643:AIFTFT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0426(1995)012<0643:AIFTFT>2.0.CO;2).
- [9] 汪月霞, 林伙海, 何建新, 等. 双偏振天气雷达降水粒子相态识别研究[C]. 第30届中国气象学会年会, 南京, 中国, 2014: 1–6.
- WANG Yuexia, LIN Huohai, HE Jianxin, et al. Study on hydrometeors identification based on polarimetric radar[C]. 30th Annual Meeting of the Chinese Meteorological Society, Nanjing, China, 2014: 1–6.
- [10] HOLLER H, BRINGI V N, HUBBERT J, et al. Life cycle and precipitation formation in a hybrid-type hailstorm revealed by polarimetric and Doppler radar measurements[J]. *Atmosphere Science*, 1994, 51(12): 2500–2522. doi: [10.1175/1520-0469\(1994\)051<2500:LCAPFI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1994)051<2500:LCAPFI>2.0.CO;2).
- [11] 冉元波, 孙敏, 高梦清, 等. 双偏振天气雷达水凝物识别研究[J]. *成都信息工程大学学报*, 2017, 32(6): 590–596. doi: [10.16836/j.cnki.jcuit.2017.06.003](https://doi.org/10.16836/j.cnki.jcuit.2017.06.003).
- RAN Yuanbo, SUN Min, GAO Mengqing, et al. Study on hydrometeor identification based on deep learning[J]. *Journal of Chengdu University of Information Technology*, 2017, 32(6): 590–596. doi: [10.16836/j.cnki.jcuit.2017.06.003](https://doi.org/10.16836/j.cnki.jcuit.2017.06.003).
- [12] 许哲万, 李晶皎, 王爱侠, 等. 一种基于改进T-S模糊推理的模糊神经网络学习算法[J]. *计算机科学*, 2011, 38(11): 196–219. doi: [10.3969/j.issn.1002-137X.2011.11.044](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-137X.2011.11.044).
- XU Zhewan, LI Jingjiao, WANG Aixia, et al. Training algorithm of fuzzy neural network based on improved T-S fuzzy reasoning[J]. *Computer Science*, 2011, 38(11): 196–219. doi: [10.3969/j.issn.1002-137X.2011.11.044](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-137X.2011.11.044).
- [13] BANDYOPADHYAY S and MAULIK U. An evolutionary technique based on K-means algorithm for optimal clustering in  $\mathbb{R}_N$ [J]. *Information Sciences*, 2002, 146(1/4): 221–237. doi: [10.1016/S0020-0255\(02\)00208-6](https://doi.org/10.1016/S0020-0255(02)00208-6).
- 李海: 男, 1976年生, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机载气象雷达信号处理及机器学习在气象雷达中的应用、分布式目标检测与参数估计、自适应信号处理等。
- 任嘉伟: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为双偏振气象雷达信号处理。
- 尚金雷: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为双偏振气象雷达信号处理。