

# 基于数学形态学的三维风暴体自动识别方法研究<sup>\* 1</sup>

韩 雷<sup>1</sup> 郑永光<sup>2</sup> 王洪庆<sup>1</sup> 林隐静<sup>1</sup>

1 北京大学物理学院大气科学系, 北京, 100871

2 国家气象中心, 北京, 100081

## 摘 要

基于雷达数据的风暴体识别、追踪及预警方法是重要的临近预报技术之一, 其中准确的风暴体自动识别是进行风暴体自动追踪和预警的前提。在风暴体识别中常会碰到的两个问题是: 虚假合并和从风暴簇中分离出相距较近的风暴单体。美国国家大气科学研究中心提出的 TITAN (Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting) 算法使用单阈值进行识别, 容易将相邻的多单体回波识别为一个风暴体。美国国家强风暴实验室提出的 SCIT (Storm Cell Identification and Tracking) 算法使用 7 个反射率因子阈值进行识别, 可以较好地分离出风暴簇中的风暴单体, 但它直接抛弃了低阈值的识别结果, 导致风暴体内部结构信息的丢失。SCIT 的这种识别策略可能会使处于初生阶段、强度较低的风暴体被错误地抛弃掉。TITAN 和 SCIT 都无法完全识别出相邻风暴的虚假合并。为了解决这两个问题, 文章提出了基于数学形态学的识别方法。该方法首先使用第 1 级阈值进行单阈值识别; 其次, 对识别得到的风暴体执行基于动态卷积模板的腐蚀操作, 以消除虚假合并; 然后, 使用高一阈值进行识别, 并对识别得到的风暴体进行膨胀操作, 当风暴体的边界在膨胀的过程中相互之间接触, 或接触到了原来较低阈值识别的风暴体的边界时, 则停止膨胀过程; 最后, 逐次使用更高级别的阈值进行识别, 并在每一级阈值的识别过程中执行腐蚀和膨胀操作。试验结果表明, 通过多阈值识别的过程中综合使用膨胀和腐蚀操作, 基于数学形态学的三维风暴体识别方法不仅能够成功地识别出风暴体的虚假合并, 同时还能在从风暴簇中分离出相距较近的风暴单体时, 尽可能多地保留风暴单体的内部结构信息。

**关键词:** 多普勒雷达, 风暴体识别, 临近预报, 数学形态学。

## 1 引 言

为了提高短时灾害天气的预警能力, 中国正在全国范围内建设新一代天气雷达观测网 (CINRAD)。长期以来, 由于在多普勒天气雷达的硬件设施上一直比较落后, 中国针对天气雷达的应用基础研究进展缓慢。结合新一代天气雷达网的建设, 针对中国的实际地域情况和天气特点, 开展基于多普勒雷达数据的应用基础研究就显得十分迫切。其中, 基于雷达数据的风暴体识别、追踪及预警是天气雷达系统和强天气预警业务的核心组成部分之一, 也是其他基于雷达数据的强天气探测方法的重要输入, 如冰雹探测、下击暴流探测和降水预报等<sup>[1-3]</sup>。

作为最早出现的临近预报方法, 基于雷达数据的风暴体识别、追踪及预警方法就是利用天气雷达资料探测已经生成的风暴体, 计算风暴体的各种物理参数, 如质心位置、垂直累积液态水含量、体积、风暴体顶高等, 然后在连续的雷达图像序列中进行追踪、建立起风暴体之间的对应关系 (Data Association), 最后外推预报风暴体的演变和运动。其中, 风暴体的自动识别是基础过程, 其准确率直接影响到后续的追踪和预警。基于雷达数据的风暴体识别、追踪及预警方法除了可以在业务应用上直接作为一种重要的临近预报方法外, 还可以为科学研究提供风暴体的随时间连续变化的物理参数。这为从事动力学的学者研究风暴的发展、变化的内在物理

\* 初稿时间: 2007 年 6 月 26 日; 修改稿时间: 2007 年 8 月 28 日。

资助课题: 国家重点基础研究发展计划 (2004CB418300) 和高等学校博士学科点专项科研基金 (20040001008)。

作者简介: 韩雷, 主要从事遥感图像分析与处理的研究。E-mail: hanlei@pku.edu.cn

机制提供了一种有效的途径。

从 20 世纪 50 年代 Ligda<sup>[4]</sup> 提出使用雷达回波数据来预报降雨的概念以来, 科学家们对基于雷达数据的风暴自动识别进行了大量的研究。早期的研究工作主要是集中在二维 PPI 或 CAPPI 图像上。1979 年, Crane<sup>[5]</sup> 通过多个 PPI 二维识别结果的空间关联运算, 形成三维风暴体 (Volume Cells), 将风暴自动识别的研究往前推进了一大步, 研究的对象从二维风暴变成三维风暴。Bjerkaas 和 Forsyth<sup>[6]</sup>、Austin 和 Bellon<sup>[7]</sup>、Rosenfeld<sup>[8]</sup>、Dixon 和 Wiener<sup>[9]</sup>、Johnson<sup>[10]</sup> 等对 Crane 的工作进一步完善, 发展出在业界影响较大的 TITAN (Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting)<sup>[9]</sup> 和 SCIT (Storm Cell Identification and Tracking)<sup>[10]</sup> 算法。胡胜和顾松山等<sup>[11]</sup> 通过引入对流指数进一步完善了 SCIT 算法。TITAN 算法使用单阈值识别三维风暴体, 无法区分风暴簇 (Cluster of Storms) 中的风暴单体。SCIT 算法则使用了多阈值进行识别, 可以较好地分离出风暴簇中的风暴单体, 但它直接抛弃了低阈值的识别结果, 这会导致风暴体内部结构信息的丢失。更为严重的是, SCIT 的这种识别策略可能会使处于初生阶段、强度较低的风暴体被错误地抛弃掉。另外, 这两种方法都无法完全识别出相邻风暴的虚假合并。上述的各种方法都是针对风暴单体进行识别的, 在临近预报领域被统称为单体质心法。在基于雷达数据的临近预报领域内, 另一种重要的方法是交叉相关法<sup>[12-13]</sup>。交叉相关法通过计算雷达回波的运动矢量场进行预报, 不对风暴单体进行显式地识别, 因而得不到单个风暴体的信息<sup>[14]</sup>。

本文提出的基于数学形态学的三维风暴识别方法 (以下简称形态学识别方法), 在 Crane 识别方法的基础上, 结合 TITAN 和 SCIT 的特点, 将数学形态学应用到三维风暴体的识别过程。通过在多阈值

识别过程中综合使用膨胀和基于动态卷积模板的腐蚀操作, 形态学识别方法可以成功地识别风暴的虚假合并, 同时还能在从风暴簇中分离出相距较近的风暴单体时, 尽可能多的保留风暴单体内部的结构信息, 从而获得更准确的风暴内部结构。

## 2 风暴自动识别方法

基于数学形态学的三维风暴体识别方法主要由 3 部分构成, 即: 单阈值识别、基于动态卷积模板的腐蚀、多阈值识别及膨胀 (以下简称多阈值膨胀)。其中单阈值识别的结果是后续两部分的输入, 基于动态卷积模板的腐蚀和多阈值膨胀可以交互使用。

### 2.1 单阈值识别

这一步的识别过程与 TITAN 的识别过程相同: 假设反射率因子阈值 (以下简称阈值) 为  $T_{\min}$ , 风暴被定义为反射率因子大于  $T_{\min}$  的三维连续区域。在将反射率因子数据插值到三维笛卡儿网格后, 识别过程可分为一维、二维和三维 3 个识别步骤: (1) 搜索并记录每一行中满足阈值的网格点, 构成一维串 (Runs); (2) 在同一网格平面上搜索并记录相邻的串, 形成二维风暴单体分量; (3) 将不同层网格平面上的二维风暴单体分量组合成三维风暴单体。对每一个识别出的三维风暴单体计算加权质心、体积和投影面积等统计和形态特征。具体的细节参见文献<sup>[9]</sup>。

这一步识别的输出为三维风暴单体, 是 TITAN 的最终识别结果。然而, 这个识别结果中可能会出现下文将要论述的虚假合并, 以及无法区分风暴簇中的风暴单体等情况。

### 2.2 基于动态卷积模板的腐蚀

在对流天气中, 经常出现两个或多个相距很近的风暴, 这会导致相邻风暴的虚假合并, 给基于雷达资料的风暴自动识别带来困难。图 1 是两个相邻风暴的示意图。

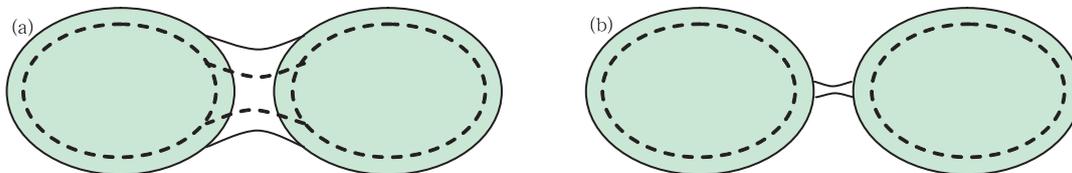


图 1 两个相邻风暴合并的概念图

(a. 发生了合并, b. 没有发生合并; 虚线表示使用常规的腐蚀操作之后的风暴边界)

Fig. 1 Diagram for the merger of two adjacent storms

(a. merged, b. not merged; Dashed line represents the boundary of eroded-storms)

图 1a 所示的两个风暴之间的连接较强,属于比较明显的合并,应该识别为一个风暴。而图 1b 所示的两个风暴之间仅有勉强的连接,这种情况下识别的结果显然应该为两个独立的风暴体。但单阈值识别算法对图 1 的两种情况都会识别为一个风暴,即发生了合并。这种误判会影响后继的追踪算法,造成不必要的追踪失败,并导致错误的预报结果。

解决这个问题一个简便方法是使用数学形态

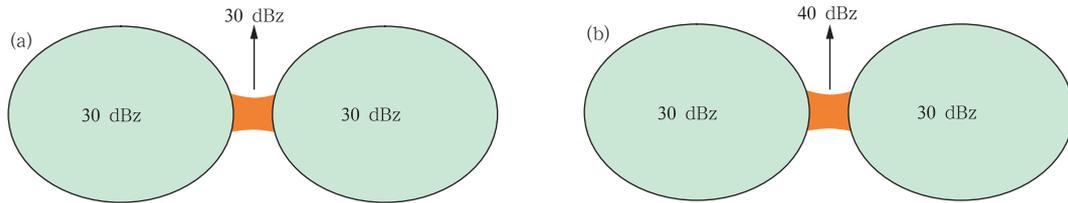


图 2 连接部分强度不同的两个相邻风暴

Fig. 2 Two adjacent storms with different reflectivity link areas

如果执行均匀的常规腐蚀操作,图 2a 和 2b 中两个不同强度的连接区域将获得相同程度的腐蚀。对图 2a 的情况,均匀的腐蚀得到两个分开的风暴体,这是合理的。但对图 2b 的情况,连接区域的强度达到了 40 dBz,如果仍然与图 2a 一样,使用均匀的腐蚀将这个风暴体分成两个单独的风暴体,就不合理了。显然,对图 2b 中的 40 dBz 的连接区域,应该对其进行较少的腐蚀。所以,在执行腐蚀操作时,需要考虑风暴边缘的反射率因子的强弱分布,进行动态的卷积模板的设计,而不是始终使用一个固定的卷积模板。

另外,上述的腐蚀操作是针对二维情况的。实际识别过程中需要腐蚀的对象是单阈值识别算法输出的三维风暴体,上述的二维腐蚀操作并不能直接用在三维的风暴体上。针对这个问题,可以将三维风暴腐蚀转化为两次二维的风暴腐蚀,即水平方向的腐蚀和垂直方向上的腐蚀,然后再把二维的腐蚀结果映射回三维空间。

基于动态卷积模板的三维风暴体腐蚀方法:

(1) 水平方向上,基于动态卷积模板的腐蚀

三维风暴体在水平方向上的形态特征可以通过组合反射率因子图像很好地反映出来,下面的腐蚀操作就是针对二维组合反射率因子图像进行的。

在对组合反射率因子图像执行腐蚀操作时,希望风暴的强连接区域(图 2b)少腐蚀一些,而弱连接

学的腐蚀方法<sup>[15]</sup>。最简单的腐蚀是首先将每一个风暴的识别结果转为二值化图像,然后设定一个固定的卷积模板,对每一个回波区域进行均匀的腐蚀,这也是常规的腐蚀操作。假设图 1 中风暴内部的反射率因子的值都为 35 dBz,则腐蚀之后的结果如虚线所示,虚假合并能够成功地被识别出来。

但对风暴强度分布不均的情况(图 2),常规的腐蚀操作就需要作重新的评价。

区域(图 2a)可以多腐蚀一些。即在执行腐蚀操作时,将风暴边缘的反射率因子的强弱分布考虑进来。

① 如果风暴的投影面积小于面积阈值( $T_s$ ),则不腐蚀,这样可以避免一些小风暴被完全腐蚀掉。否则,设置一个初始的腐蚀阈值: $S_1 = T_{erosion}$ 。

② 对风暴内的每一个点计算反射率因子加权距离:

$$S_2 = L + (Z - T_{min})/5 \quad (1)$$

其中  $L$  为该点到风暴边界的最短距离, $Z$  为该点的反射率因子, $T_{min}$  为阈值。

③ 在具体执行腐蚀操作时,对风暴内部的每一个点,通过比较  $S_1$  和  $S_2$  的大小来决定是否腐蚀该点。如果  $S_1 = S_2$ ,且该点的  $S_2$  值是其相邻的 8 个点中最大的,则将该点腐蚀掉;否则,保留该点。然后令  $S_1 = S_1 - 1$ ,重复以上过程直到  $S_1 = 1$ 。

从上述步骤可以看到,在距离计算过程中考虑反射率因子大小,实际上是为风暴边缘附近的每个点设计了不同的卷积模板,从而使图 2 所示风暴边缘上强连接区域的腐蚀较少,而弱连接区域则等效于执行常规的腐蚀。

(2) 将二维风暴腐蚀的结果,映射到三维风暴体

在水平方向的组合反射率因子图像中执行上述腐蚀操作之后,还需要将二维的腐蚀结果重新映射回三维空间中去。映射操作从腐蚀前的风暴体最低层开始,逐层往上进行。

如图 3 所示,对于风暴体所在的第  $i$  层,将该层内原有的所有风暴体内部点向腐蚀后的组合反射率

因子图像投影。如果该点落在了腐蚀后保留的区域内,则保留该点;否则,该点被抛弃。

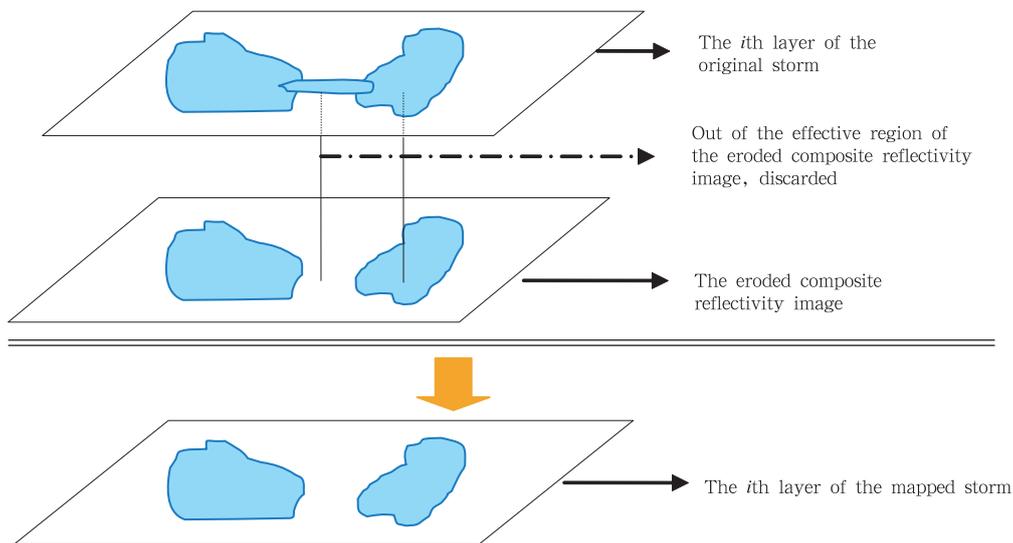


图 3 二维腐蚀的结果映射回三维空间

Fig. 3 Mapping the 2D erosion result back to 3D

将风暴体在各层上的图像都执行上述映射过程,其结果是将单阈值识别算法被误识别为合并的风暴体分解为两个独立的风暴体。

如果腐蚀之后仍然是一个风暴体,则放弃腐蚀的结果,还是使用原来的识别结果(图 1a)。

### (3) 垂直方向上的腐蚀

垂直方向上的腐蚀与水平方向上的过程相似。即:先将三维风暴体向侧面进行投影生成一个垂直方向上的二维组合反射率因子图像,然后执行相似的腐蚀操作,最后再映射回到三维空间。需要注意的是:由于风暴体的水平尺度远远大于垂直尺度,分裂、合并现象主要是在水平方向上发生的,在垂直方向上发生的可能性很小。

另外,上述的操作是对每一个风暴逐个进行的,并不是对所有的风暴同时进行处理。

## 2.3 多阈值识别及膨胀

在飏线等强对流天气过程中,常常出现相距很近的多个风暴单体(风暴簇)。风暴簇中的每个风暴单体中心有较高的反射率因子值,相邻风暴单体之间的连接部分反射率因子值较小,但仍可能大于上述单阈值识别中的阈值。在这种情况下,单阈值识别方法就会将整个邻近区域内的风暴单体都识别为一个单一的风暴体,如图 4 中的虚线所包围的区域

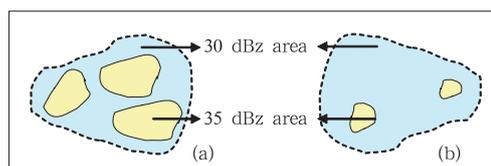


图 4 被识别为一个风暴单体的风暴簇

Fig. 4 A cluster of storms identified as a single storm

(假设  $T_{\min}$  取为 30 dBz)。

为了能够从风暴簇中识别出风暴单体,SCIT 使用多阈值(30、35、40、45、50、55、60 dBz)进行识别。SCIT 首先使用最低阈值进行识别,然后依次使用高一级的阈值再进行识别。如果出现图 4 所示的情况,则保留更高级阈值的识别结果(实线包围的区域),而将较低阈值的识别结果直接抛弃掉(虚线包围的区域)。所以,SCIT 有时也被称为强中心识别。然而,对于图 4a 的情况,抛弃较低阈值的识别结果还比较合理,但对图 4b 所示的情况就显然不太合适,因为过多的信息被抛弃掉了。更为严重的是,如果同时出现虚假合并的情况,SCIT 的这种识别策略就可能使处于初生阶段、强度较低的风暴体被错误地抛弃掉(图 7 中的风暴 1)。

为了解决上述问题,可以使用数学形态学中标

准的膨胀方法,即在多阈值的识别过程中,从第 2 级阈值开始,对每一级阈值识别得到的风暴体执行膨胀操作。当风暴体的边界在膨胀的过程中相互之间接触,或接触到了原来较低阈值识别的风暴体边界时,则膨胀过程停止,识别过程结束。最新版本的 TITAN 使用了两级阈值进行识别,对第 2 级阈值的识别结果 TITAN 使用了区域生长的方法,这与膨胀方法的基本原理是一致的。显然,TITAN 只使用两级阈值是不能充分地 从风暴簇中识别出风暴单体的,这可以从本文第 3 节的图 7c 和 7d 清楚地体现出来。

### 2.4 腐蚀与多阈值膨胀的结合

上述的 2.2 和 2.3 节过程是各自独立进行的,可以分别解决:虚假合并和区分相邻的风暴体这两个不同的问题。下面把二者结合起来,组合使用。

实际上,2.3 节中每一次使用更高一级的阈值检测之后得到三维风暴体,都有可能发生 2.2 节所述的虚假合并,所以此时可以对刚得到的三维风暴

体,使用 2.2 节的腐蚀操作进行处理,从而消除虚假的合并。然后,再使用高阈值进行下一轮的检测,如此重复执行。上述的步骤就是完整的基于数学形态学的三维风暴识别过程。下面以既有虚假合并,又有多单体回波的图例对该方法做进一步说明(与此图例相似的实际天气个例见第 3 节的图 7 和 9)。

无论是 TITAN、SCIT 还是本文提出的方法,第 1 步都是使用最低阈值  $T_{min}$  的识别结果,此处假设  $T_{min} = 30 \text{ dBz}$  的识别结果如图 5a 所示,这也是 TITAN 的最终识别结果。显然,这是虚假合并的情况。然后,对该风暴体进行腐蚀,得到图 5b 所示的识别结果,虚假合并已被消除。下一步再使用第 2 级阈值(35 dBz)进行检测,得到图 5c 所示的两个子风暴体。注意图 5c 中右侧较大的风暴体内没有检测到阈值大于 35 dBz 的子风暴体,所以保持原样。最后,对两个新得到的子风暴体进行膨胀操作,得到图 5d 的识别结果。更高级别的阈值依次使用相同的步骤进行处理,即:腐蚀→高一 级阈值识别→膨胀→……。

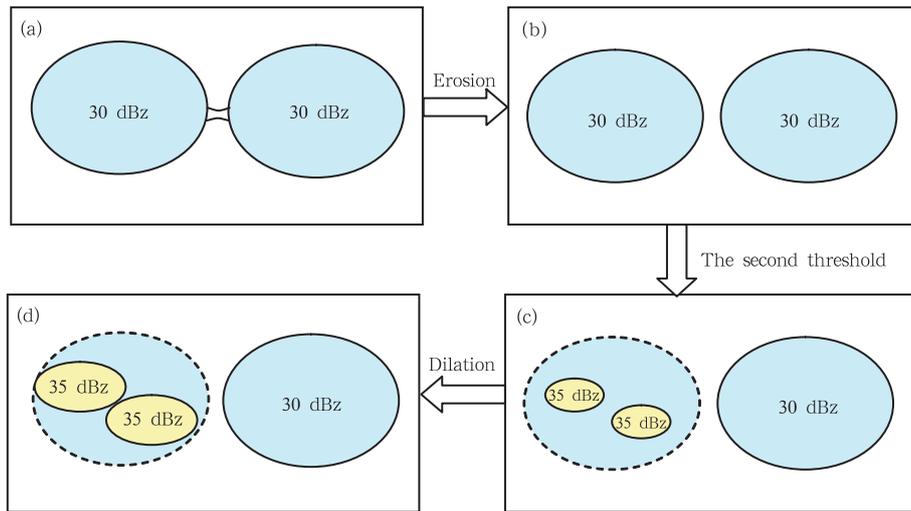


图 5 形态学识别方法的图示

(a. TITAN 的识别结果, b. 执行腐蚀操作之后的结果, c. 使用第 2 级阈值识别的结果, d. 膨胀之后的结果)

Fig. 5 Illustration of the storm identification method based on mathematical morphology

(a. Outputs of TITAN, b. outputs after erosion, c. outputs using the second threshold, d. outputs after dilation)

对图 5 中的例子,SCIT 的识别结果与形态学识别方法的识别结果的对比见图 6。

从上面的图例可以看到,本文提出的形态学识别方法将多阈值膨胀与腐蚀的优点结合起来,可以

在识别出多单体回波的同时,消除虚假合并,从而得到与实际观测更为一致的识别结果,为后继的风暴追踪和预警打下好的基础。

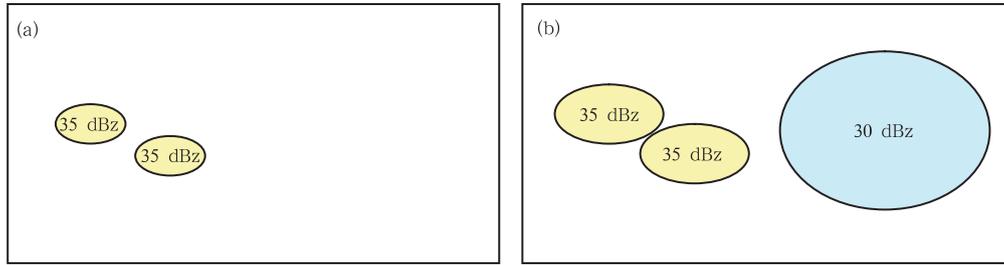


图 6 SCIT (a) 和形态学识别方法(b)的识别结果

Fig. 6 Outputs of (a) SCIT and (b) storm identification method based on mathematical morphology

### 3 试验结果及对比分析

2005 年 5 月 31 日,北京境内出现强对流天气,市区遭遇多次冰雹袭击。天津塘沽雷达完整地观测到了此次强对流天气,下面以 5 月 31 日天津雷达的资料为例进行试验对比。因为本文是针对风暴识别方法的研究,所以对该次强对流天气的具体过程不做深入的分析,相关研究请参见文献[16]。

#### 3.1 识别结果的对比

一般而言,对流风暴的反射率因子识别阈值可以设为 30—40 dBz<sup>[9]</sup>。2005 年 5 月 31 日北京的对流天气过程属于强对流天气,此处把识别的最低阈值  $T_{\min}$  设为 40 dBz。另外,因为风暴体的三维结构

不方便直接显示,在此使用风暴体在水平面上的投影图像(组合反射率因子图像)来显示识别的结果。

图 7 是 2005 年 5 月 31 日 17:29(北京时)天津雷达的组合反射率因子图像,此时在距离雷达站北部 160 km 处有一系列相距较近的多单体回波(图 7a),TITAN 将相距较近的回波识别为一个风暴(白色方框内)。另外,图 7a 中白色箭头所指的强度较弱的回波区域,还使 TITAN 算法将风暴 1 和风暴 2 识别为一个风暴体,这是图 1b 中典型的虚假合并的情况。

图 7b 和 7c 是 SCIT 识别方法在执行到 45 dBz 和 55 dBz 阈值时的识别结果。与 TITAN 相比,SCIT 确实将方框内风暴簇中的单体都分离了出来,但

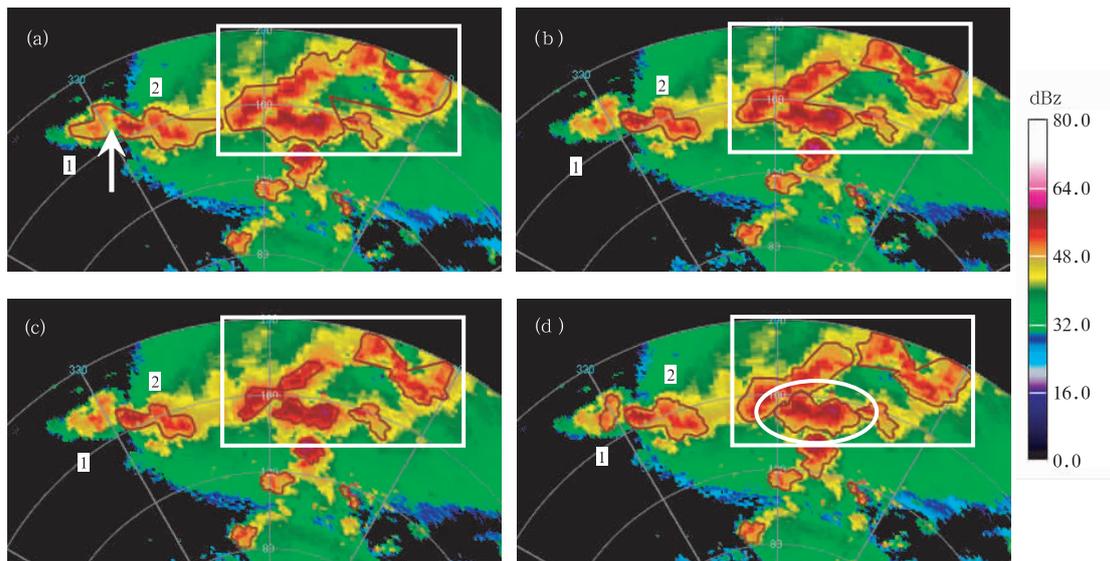


图 7 各种识别方法的识别结果

(a. TITAN, b. 使用 45 dBz 阈值的 SCIT, c. 使用 55 dBz 阈值的 SCIT, d. 形态学方法)

Fig. 7 Outputs from different storm identification methods at 17:29 BST 31 May 2005

(a. TITAN, b. SCIT with 45 dBz threshold, c. SCIT with 55 dBz threshold, d. Morphology method)

与图 7d 形态学识别方法的结果相比, SCIT 显然是抛弃了过多的风暴内部信息。另外, SCIT 只保留强中心的做法, 使风暴 1 在 SCIT 使用 45 dBz 的阈值进行识别时被抛弃掉, 因为风暴 2 达到了 45 dBz 的强度, 而风暴 1 没有达到, 这直接造成了对风暴 1 识别的失败。

图 7d 是使用基于数学形态学的识别方法的识别结果, 从中可以看到在白色方框内风暴簇中的风暴单体被很好地分离出来的同时, 上述的虚假合并也被纠正过来, 风暴 1 和风暴 2 被正确地识别为两

个风暴体。图 7d 中白色椭圆内的风暴在执行到第 3 级阈值时才被识别出来。

后继的观察表明, 原先强度较大的风暴 2 很快分裂、消亡, 而风暴 1 则迅速发展, 成为一个独立的强对流风暴。TITAN 和 SCIT 由于不能对风暴 1 做出正确的识别, 错过了在风暴 1 的形成初期就将其识别出来的机会。形态学识别方法则由于在风暴 1 的形成初期就成功地将其识别出来, 为后继的追踪和预报打下了很好的基础。图 8 是风暴 1 和风暴 2 的演变过程。

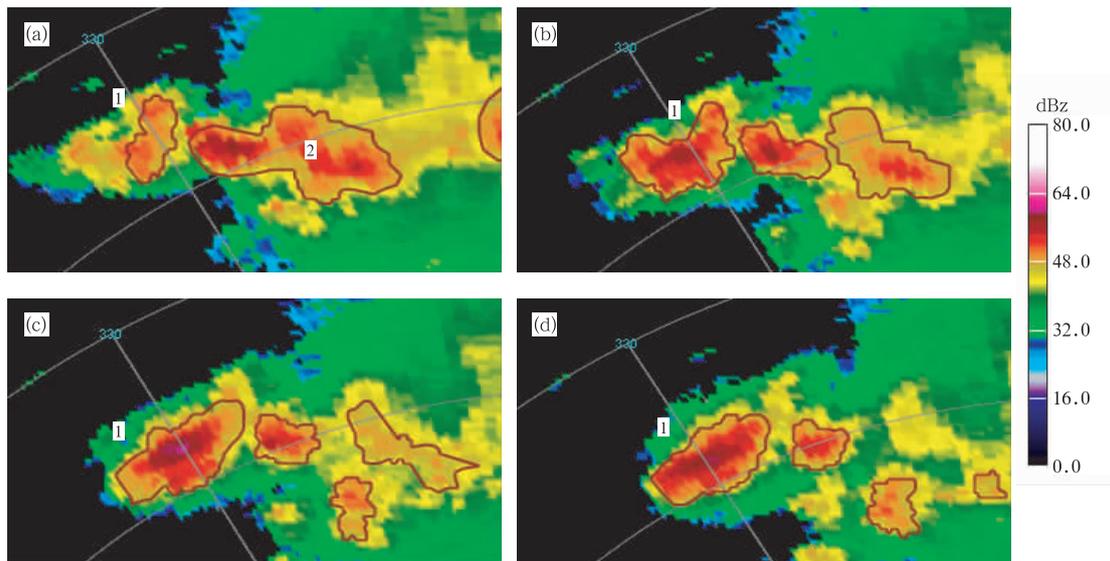


图 8 4 个时刻的风暴发展过程

(a. 17:29, b. 17:35, c. 17:41, d. 17:47)

Fig. 8 Storm development at different time on 31 May 2005

(a. 17:29 BST, b. 17:35 BST, c. 17:41 BST, d. 17:47 BST)

表 1 列出了使用形态学识别方法计算出的风暴 1 在 4 个连续时刻的属性值。TITAN 和 SCIT 因

为没有正确地识别出风暴 1, 所以无法获得这些属性值。

表 1 风暴 1 在 4 个连续时刻的属性

Table 1 Properties of storm 1 in 4 successive time steps

Time	Volume (km <sup>3</sup> )	Project area (km <sup>2</sup> )	Vil (kg/m <sup>2</sup> )	Top (km)	Base (km)	Max dBz	Mean dBz
17:29	328.602	132.818	9.39018	7.25	3.0	51.0	44.9987
17:35	821.969	307.931	26.8743	8.25	3.0	58.5	49.1977
17:41	953.602	355.080	38.6748	8.75	2.5	63.0	49.6919
17:47	1069.810	342.338	35.4391	8.95	2.5	61.5	49.8842

对上述 4 个时刻(17:29—17:47)的整幅雷达图像, 3 种识别方法的平均计算时间见表 2。为了便于对比, 计算时间只包括对风暴进行识别的部分, 数据预处理的时间没有计入。试验的硬件平台为: Intel

处理器, 主频 3.06 GHz, 内存 512 M。

由于本文提出的方法是在单阈值识别方法的基础上, 结合使用了多阈值识别和腐蚀处理, 所以要比 TITAN 和 SCIT 使用更多的计算时间。TITAN 与

表 2 3 种识别方法的计算时间 (单位: ms)

Table 2 CPU times used by 3 methods in milliseconds

Time	TITAN	SCIT	形态学识别方法
17:29	38.893	46.809	60.602
17:35	39.955	47.108	67.068
17:41	41.161	48.926	66.959
17:47	39.507	46.788	63.401

SCIT 和形态学识别方法所花费的平均计算时间之比是 1:1.19:1.62。另外,从表 2 可以看到,3 种识别方法的执行效率都较高,相对于 6 min 左右的雷达扫描间隔,识别过程所花费的时间是很短的,均没有超过 1 s,符合业务工作中实时运行的要求。

图 9 是 17:47 和 18:17 两个时刻,使用 3 种识

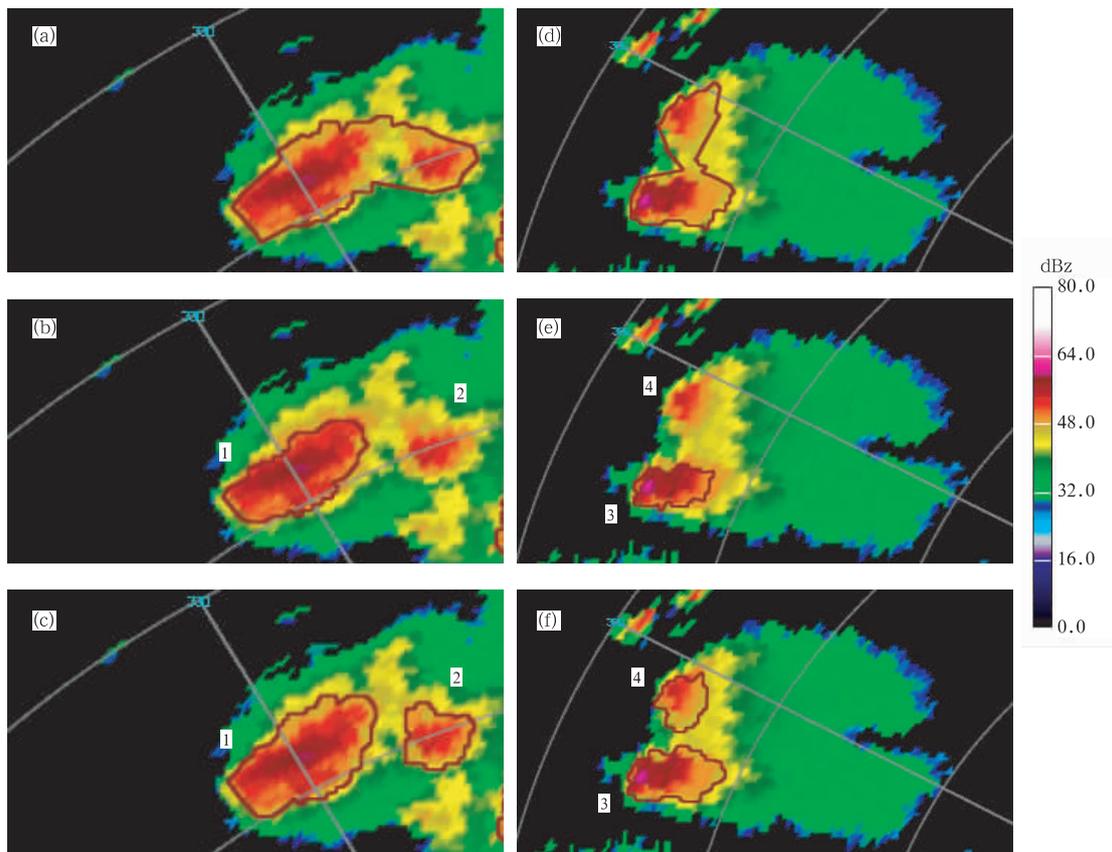


图 9 17:47 和 18:17 TITAN (a,d), SCIT (b,e), 形态学识别方法 (c,f) 的识别结果  
Fig. 9 Outputs of TITAN (a,d), SCIT (b,e), morphology method (c,f) at 17:47 and 18:17 BST 31 May 2005, respectively

别方法的结果对比。

在这两个例子中, TITAN 均得到了虚假合并的识别结果, 而 SCIT 则因为只保留强中心的做法, 而只能识别出两个相邻风暴中较强的那一个, 风暴 2 和风暴 4 被抛弃。形态学识别方法均得到了正确的识别结果。

常规的风暴体识别结果显示方法, 一般使用椭圆对风暴边界进行拟合。图 7—9 中深褐色的风暴边界是使用 72 边形进行拟合的结果, 可以更精确地刻划出风暴体的空间分布情况。

### 3.2 预报指标评价

如本文开始所述, 风暴识别结果的好坏将直接影响后续的追踪、预警结果。使用列联表方法, 即使用探测概率 ( $P_{OD}$ )、虚假警报比 ( $R_{FA}$ ) 和临界成功指数 ( $I_{CS}$ ) 来分析不同的风暴识别方法对风暴预警评分的影响。

选取 3 个对流天气过程: 2004 年 7 月 7 日 (个例 1, 天津雷达站), 2005 年 5 月 31 日 (个例 2, 天津雷达站) 和 2006 年 6 月 24 日 (个例 3, 北京雷达站)。表 3 给出了 3 种识别方法 18 min 预报的评分

表 3 不同识别方法的评价结果

Table 3 Evaluation results of 3 different identification methods

评价指标	TITAN			SCIT			形态学识别方法		
	个例 1	个例 2	个例 3	个例 1	个例 2	个例 3	个例 1	个例 2	个例 3
$P_{OD}$	0.70	0.66	0.50	0.70	0.59	0.52	0.72	0.67	0.61
$R_{FA}$	0.52	0.60	0.70	0.56	0.61	0.73	0.51	0.54	0.69
$I_{CS}$	0.40	0.32	0.23	0.38	0.30	0.23	0.42	0.37	0.25

结果。为便于对比分析,追踪和预报的方法统一使用了 TITAN 的相关算法。

从评价结果看,由于识别方法的改进,形态学识别方法的各项评分均优于 TITAN 和 SCIT。3 个天气个例中,2004 年 7 月 7 日的雷达回波比较稀疏,而且回波的移动和变化比较平缓,出现虚假合并以及风暴簇的情况很少,易于识别和追踪,所以 3 种方法均取得了较高的评分,形态学识别方法的  $I_{CS}$  值比 TITAN 高出 2%,比 SCIT 高出 4%。2006 年 6 月 24 日的雷达回波较密集,而且回波的变化较为剧烈,生命周期短,这使后继的追踪变得困难,3 种方法都取得了较低的评分,此时形态学识别方法的  $I_{CS}$  值仍然比 TITAN 和 SCIT 高出 2%。而 2005 年 5 月 31 日的北京强冰雹天气个例,出现了较多的组织结构比较稳定的风暴簇和持续时间较长的超级单体,而且虚假合并的情况也较多,这使得形态学识别方法的优点得到充分地发挥,综合评价指标  $I_{CS}$  值比 TITAN 高出 5%,比 SCIT 高出 7%。

#### 4 结 论

三维风暴的识别作为基于雷达数据的临近预报方法的第 1 步,其识别的结果将直接影响到后继的追踪和预警。TITAN 的识别方法简单明了,但无法区分风暴簇中的风暴单体;SCIT 的识别方法虽然可以较好地分离出风暴簇中的风暴单体,但直接抛弃低阈值的识别结果会导致风暴信息的丢失,甚至将处于初生阶段、强度较低的风暴体错误地抛弃掉。两种方法都无法完全识别出相邻风暴的虚假合并。本文提出的基于数学形态学的识别方法,在常规的腐蚀和膨胀的基础上,针对对流风暴的特点,提出了基于动态卷积模板的腐蚀和多阈值膨胀,并将二者结合起来。试验结果表明,形态学识别方法能够区分风暴的虚假合并,分离出风暴簇中的风暴单体,提供更多的风暴内部结构信息。

在给定了最低阈值( $T_{min}$ )后,各种风暴体自动

识别方法就可以自动进行风暴识别,不需要人工干预。但  $T_{min}$  仍然需要事先指定,不同的  $T_{min}$  选择对识别的结果会有较大的影响。如北京 2005 年 5 月 31 日的冰雹天气过程, $T_{min}$  取 40 dBz 时的识别结果,要优于取 30 dBz 的识别结果,最后的评价指标也以  $T_{min}$  取 40 dBz 为最好。类似的问题在文献[1]也曾提到。如何根据对流天气的实况,自动选择合适的最低阈值是未来需要进一步研究的工作。

**致谢:**在本文的完成过程中,美国国家大气研究中心(NCAR)Michael Dixon 博士提供了 TITAN 的参考信息,并与本文作者就基于数学形态学的风暴体识别方法进行了多次讨论,提出了有益的建议,谨此致谢。在 Dixon 博士的协助下,本文提出的基于数学形态学的风暴体识别方法将被 TITAN 采用。

#### 参考文献

- [1] Joe Paul, Burgess Don, Potts Rod, et al. The S2K severe weather detection algorithms and their performance. *Wea Fore*, 2004, 19: 43-63
- [2] Wilson J W, Eebert E E, Saxen T R. Sydney 2000 Field Demonstration Project: Convective storm nowcasting. *Wea Fore*, 2001, 13: 131-150
- [3] Feng Yerong, David H K. A short-range quantitative precipitation forecast algorithm using back-propagation neural network approach. *Adv Atmos Sci*, 2006, 23: 405-414
- [4] Wilson J W, Crook N A, Mueller, et al. Nowcasting thunderstorms; a status report. *Bull Ame Meteor Soc*, 1998, 79: 2079-2099
- [5] Crane R K. Automatic cell detection and tracking. *IEEE Trans Geosci Electron*, 1979, GE-17: 250-262
- [6] Bjerkaas C L, Forsyth E E. Real-time automative tracking of severe thunderstorms using Doppler weather radar. Preprints, 11th Conf on Severe Local Storms, 1979: 573-576
- [7] Austin G L, Bellon A. Very-short-range forecasting of precipitation by objective extrapolation of radar and satellite data //Browning K. *Nowcasting*. Academic Press, 1982: 177-190
- [8] Rosenfeld D. Objective method for analysis and tracking of convective cells as seen by radar. *J Atmos Oceanic Tech*,

- 1987, 4: 422-434
- [9] Dixon M, Wiener G. TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting—A radar-based methodology. *J Atmos Oceanic Tech*, 1993, 10:785-797
- [10] Johnson J T, MacKeen P L, Witt A, et al. The Storm Cell Identification and Tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm. *Wea Fore*, 1998, 13: 263-276
- [11] 胡胜, 顾松山, 庄旭东等. 风暴的多普勒雷达自动识别. *气象学报*, 2006, 64(6): 796-808
- [12] Rinehart R E, Garvey E T. Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar. *Nature*, 1978, 273:287-289
- [13] Li L, Schmid W, Joss J. Nowcasting of motion and growth of precipitation with radar over a complex orography. *J Appl Meteor*, 1995, 34:1286-1300
- [14] 韩雷, 王洪庆, 谭晓光等. 基于雷达数据的风暴识别、追踪及预警的研究进展. *气象*, 2007, 33(1):3-10
- [15] Dixon M. Automated storm identification, tracking and forecasting—A radar-based method [D]. University of Colorado, 1994
- [16] 王华, 孙继松, 李津. 2005年北京城区两次强冰雹天气的对比分析. *气象*, 2007, 33(2):49-56

### 3D STORM AUTOMATIC IDENTIFICATION BASED ON MATHEMATICAL MORPHOLOGY

Han Lei<sup>1</sup> Zheng Yongguang<sup>2</sup> Wang Hongqing<sup>1</sup> Lin Yinjing<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Department of Atmospheric Science, Peking University, Beijing 100871

<sup>2</sup> National Meteorological Center, Beijing 100081

#### Abstract

The storm identification, tracking and forecasting method is one of the important nowcasting techniques and accurate storm identification is the prerequisite of successful storm tracking and forecasting. Storm identification faces two difficulties: one is false merger and the other is to isolate adjacent storms in a cluster of storms. The TITAN(Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting) algorithm is apt to identify adjacent storm cells as one storm because it uses a single reflectivity threshold. The SCIT(Storm Cell Identification and Tracking) algorithm uses 7 reflectivity thresholds and therefore is capable of isolating adjacent storm cells, but it discards the results identified by the lower threshold, leading to the loss of the internal structure information of storms. This strategy of SCIT may erroneously miss initiating storms with low reflectivity. Both the TITAN and SCIT have the problem of failing to satisfactorily identify false merger. To overcome these shortcomings, this paper proposes a novel approach based on mathematical morphology. The approach first applies the single threshold identification followed by implementing a special erosion process using dynamic convolution mask to resolve false merger problem. During multi-threshold identification stages, dilation operation is performed against the storm cells which are just obtained by the higher threshold identification, until the storm edges touch each other or touch the edges of the previous storms identified by the lower threshold. The results of experiment show that by combining the strengths of the dilation and erosion operation, this approach is able to successfully recognize false merger as well as to keep the internal structure of sub-storms when isolating storms from a cluster of storms.

**Key words:** Doppler radar, Storm identification, Nowcasting, Mathematical morphology.