

竹利, 康岚. 基于相对风暴径向速度场的辐合区自动识别算法. 应用气象学报, 2021, 32(1): 102-114.

DOI: 10.11898/1001-7313.20210109

基于相对风暴径向速度场的辐合区自动识别算法

竹利¹⁾²⁾ 康岚^{1)3)*}

¹⁾(高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室, 成都 610072)

²⁾(四川省南充市气象局, 南充 637006) ³⁾(四川省气象台, 成都 610071)

摘 要

该文提出一种从相对风暴的径向速度图中自动识别中层径向辐合特征的算法, 即相对风暴中层径向辐合特征自动识别算法。算法首先识别出单仰角径向速度图上每个径向的正-负速度段, 并按照一定规则对其进行配对, 形成径向辐合段; 然后在二维锥面上做水平相关分析得到二维径向辐合块, 再对二维辐合块进行垂直相关分析, 形成风暴的三维径向辐合体, 计算其强度、厚度、中心高度等重要特征参数。利用 2013 年 8 月 18 日和 2018 年 8 月 7 日两次非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征的飏线雷达资料对该算法进行测试, 结果表明: 径向辐合特征在相对风暴的径向速度图上的识别效果较原始径向速度场更优。统计分析特征参数与飏线大风的相关性表明: 平均径向辐合强度、最大径向辐合强度、厚度与风速之间有较好的线性相关性, 且均为正相关, 其中平均径向辐合强度与风速之间的相关系数最大, 达到 0.79。通过算法识别的径向辐合特征可以提前约 30 min 预警飏线大风。

关键词: 相对风暴径向速度; 中层径向辐合; 相对风暴中层径向辐合; 雷暴大风

引 言

中层径向辐合 (mid-altitude radial convergence, MARC) 为对流风暴中层 (通常为 3~9 km 高度) 的径向辐合区, 用以反映由风暴前侧的强上升气流和风暴后部入流急流 (rear inflow jets, RIJ) 之间的过渡区^[1]。Lemon 等^[2] 研究发现, 在一个产生下击暴流的超级单体中, 下沉气流与上升气流的交界面附近存在一深厚辐合区, Lemon 等^[3] 在另一个产生地面大风的超级单体中也发现类似深厚辐合区, 并推断与深层辐合相伴随的气流加速和负的浮力共同作用产生地面大风。国内学者们的研究也表明, 在强对流大风天气过程中常伴有中层径向辐合特征^[4-12]。当天气雷达的多普勒径向速度图上存在明显 MARC 特征时, 预示地面将会产生灾害性大风, MARC 特征参数信息 (强度、高度等) 对地面大风天气临近预警具有较好指示意义^[13-14]。一般径向辐

合在对流层 3~7 km 高度上的 2~6 km 径向距离范围内出现 $25 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 以上径向速度差, 认为 MARC 特征显著^[15]。有研究表明^[16-17], 显著 MARC 特征对地面大风预警的提前时间为 10~30 min。因此, 强风暴中深厚辐合带的探测和识别对地面大风预警起重要作用。

MARC 强度在一定程度上表征飏线系统后部干冷空气卷入雷暴体内的激烈程度, 夹卷越激烈, 越有利于冷池的发展, 从而产生更强的地面大风^[3]。因此, MARC 与地面大风之间可能存在相关关系。利用 MARC 特征自动识别算法可对大量历史个例的雷达资料进行批量计算, 经过统计分析计算结果, 揭示其中关系。利用高空间分辨率雷达资料, 判别地面大风的强度, 对未布局地面观测站区域的对流性大风监测预警以及灾害评估, 提供参考依据。另外, 强天气系统雷达回波特征的自动识别, 可提高灾害天气的短时临近预报水平^[18-20]。MARC 特征自动识别及特征参数的计算对辅助业务人员分析天气系统也起着积

2020-08-10 收到, 2020-11-24 收到再改稿。

资助项目: 中国气象局预报员专项 (CMAYBY2019-099), 四川强对流预报创新团队 (川气函 (2017) 313 号)

* 通信作者, 邮箱: kanglan_330@163.com

极作用,提前识别该特征有利于提升预警信号发布时间提前量。因此,MARC 自动识别算法有较大实际业务应用价值。MARC 特征在平均径向速度图中常表现为一对相邻且面积相当的正速度区和负速度区,称为典型“正-负速度区域对”径向辐合特征^[21]。王萍等^[21]设计一种基于典型“正-负速度区域对”的 MARC 特征自动识别算法,该算法可识别出部分风暴的三维径向辐合特征。但对于强风环境影响下形成的对流系统,其径向辐合区有时表现为不对称的“正-负速度区域对”,有时甚至仅表现为单一正或负速度区域,称为非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征^[22]。这种情况下,基于典型“正-负速度区域对”的 MARC 特征识别算法难以识别出径向辐合区。因此,肖艳姣^[22]提出另一种自动识别算法,该算法采用二维局地 LLSD(linear least squares)方法计算径向速度的径向散度切变,并使用类似 SCIT(storm cell identification and tracking)算法的风暴单体径向辐合区识别算法进行风暴单体三维径向辐合区的自动识别。该算法可有效识别非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征,但在计算径向辐合强度方面存在一定不足。由于散度切变是根据径向速度与距离权重乘积建立关系,往往速度最大值所在位置与径向辐合处有一定距离,若计算径向辐合强度所取二维局地窗口的径向长度小于正-负速度大值中心之间的距离,计算的径向辐合强度较实际值偏小。

本文对 2016 年 8 月 6 日一次具有非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征的飇线过程开展研究,分析非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征形成的原因。根据分析结果,本文提出将对流风暴的整体径向速度场减去风暴移动速度(朝向雷达为负,远离雷达为正,下同)后,得到相对风暴的径向速度场,在此基础上搜索雷达某径向上的“正-负速度区域对”,从而识别 MARC 特征。本文将该 MARC 特征识别算法称为相对风暴中层径向辐合特征(storm-relative mid-altitude radial convergence, SRMARC)识别算法。

1 假设条件及资料说明

本文在算法研究和设计过程中的假定和处理原

则:①因天气雷达扫描的仰角较低,忽略垂直气流(或粒子落速)的影响,雷达测到的降水粒子径向速度即为实际水平气流的径向速度;②忽略单体风暴的移向和移速,只考虑整体风暴的移向和移速,且风暴整层的移速相同;③模式输出的风暴结构风场与实际风场一致;④以雷达的某径向为处理单元,使得径向辐合特征在风暴移向与风暴所在雷达径向一致时最明显,当风暴整体移向与风暴所在雷达径向的夹角小于 20° 时,假定风暴移向与风暴所在雷达径向一致;⑤为了获取 3~8 km 高度范围内完整的径向速度数据,算法只处理径向距离大于 30 km 且小于 150 km 范围,且强度大于 40 dBZ 和径向速度绝对值大于 $0.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (忽略弱对流系统)的距离库。

本文所用资料包括四川盆地地区 2009—2018 年 10 次飇线大风天气过程的常规观测资料、雷达资料(四川省气象探测数据中心提供)。另外,本文采用 WRF4.0 对 2016 年 8 月 6 日飇线个例进行模拟,模拟区域采用二重双向嵌套,水平分辨率分别为 16.0 km 和 3.2 km,垂直方向为 33 层。网格中心位于 $30.0^\circ\text{N}, 104.5^\circ\text{E}$ 。长波辐射采用 RRTM 方案,陆地选取 Noah 方案,边界层选取 YSU 方案,短波辐射采用 Dudhia 方案,粗网格模拟区域采用 Kain-Fritsch 积云对流方案而非微物理方案,细网格模拟区域只采用 WDM6 类微物理方案而非积云对流参数化方案。初始场为 NCEP FNL 分析资料。模拟初始时间为 2016 年 8 月 6 日 14:00(北京时,下同),积分 24 h。

2 典型个例分析

中小尺度天气系统的流场结构由自身运动和平移运动共同构成,基本径向速度场主要是自身水平运动和平移运动综合影响的结果。当系统的平移运动速度大于自身运动速度时,系统在基本径向速度场上的切变(旋转、辐合或辐散)特征可能被掩盖^[23]。由于 MARC 特征在对流层中高层表现较为显著,一般出现在正、负径向速度交汇区,且正速度区较负速度区距离雷达站更近。但在强风环境影响下形成的对流系统(如飇线),其径向辐合区常表现为单一正或负速度区域内径向速度大小突变形成的径向辐合特征。在冷涡后部较强偏北气流影响下,

2016年8月6日傍晚至7日凌晨四川盆地中部地区出现一次强飚线天气过程。图1a和图1d分别为该飚线过程在6日23:34乐山雷达3.4°仰角上的反射率因子及其沿径向(图1a黑色直线)的反射率因子剖面图。此时飚线以约 $40\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ 的速度沿径向朝雷达方向快速移动,造成地面灾害性大风。由径向速度图(图1b)及其剖面图(图1e)可知,该风暴南段(图

1b中剖面线以南部分)2~5 km高度上均为一致的负速度区域(最大径向速度绝对值约 $23.0\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,表明对流系统存在后部入流急流特征),但负径向速度从飚线后侧至前侧存在显著的径向速度辐合特征(负速度值突增)。该MARC即为非典型“正-负速度区域对”的MARC特征,利用王萍等^[21]设计的MARC自动识别算法无法正确识别。

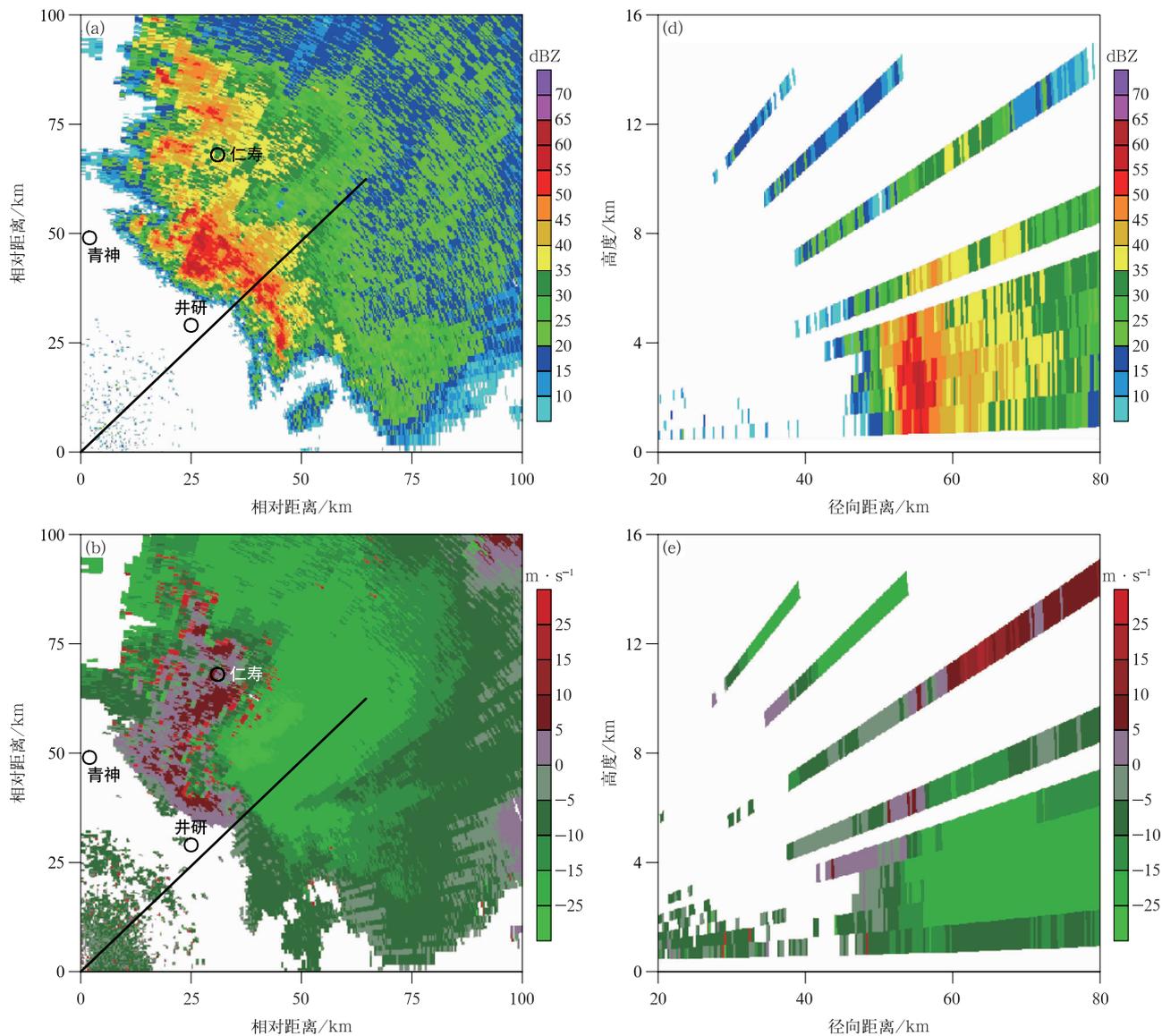
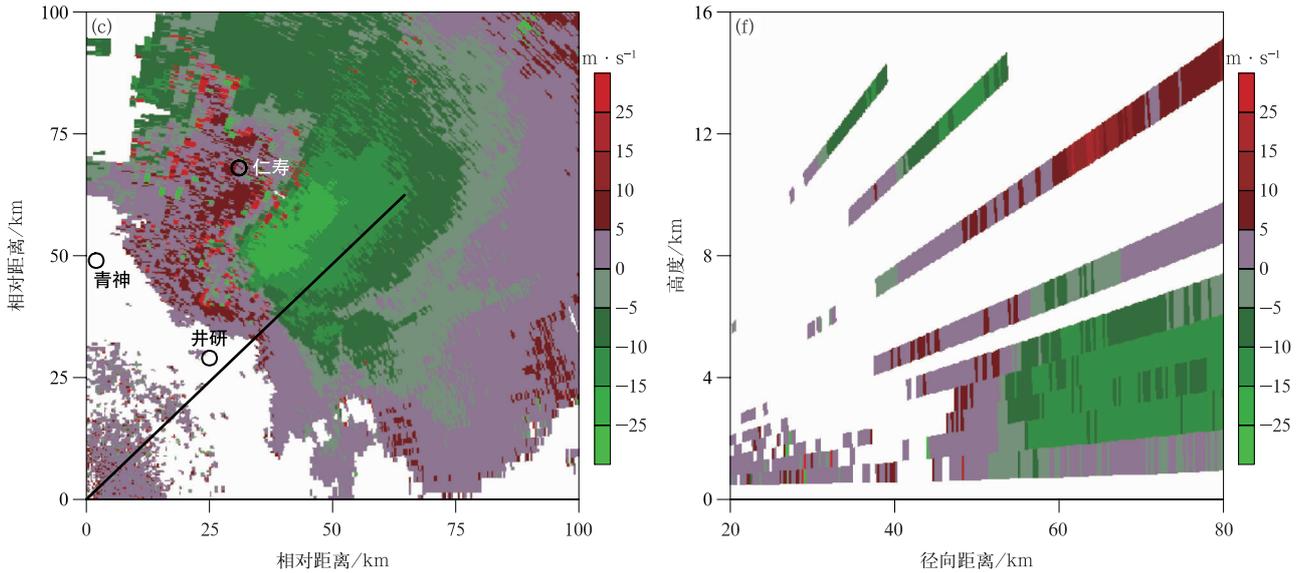


图1 2016年8月6日23:34乐山雷达3.4°仰角反射率因子(a)、原始径向速度(b)以及处理后的相对风暴径向速度图(c)及对应沿黑色直线的反射率因子剖面图(d)、径向速度剖面图(e)和相对风暴径向速度剖面图(f)
(剖面由雷达站沿径向指向远离雷达侧)

Fig. 1 The reflectivity factor(a), raw radial velocity(b), processed relative storm radial velocity graph(c), corresponding reflectivity factor profile(d), radial velocity profile(e), and relative storm radial velocity profile(f) along the black lines based on Leshan Radar at 3.4° elevation angle at 2334 BT 6 Aug 2016
(the profile is directed away from the radar side by the radar station in the radial direction)



续图 1

图 2a 为模式模拟的此次过程的反射率因子和
中层风场叠加图。模拟回波的形状、强度以及位置
均与实况(图略)较吻合,且同样沿着中层环境风向
移动。另外对流系统的中层后部入流急流特征(图
2b)以及地面大风特征(图略)均可模拟再现,因此
本文假设模式输出的风暴结构风场与实际风场一
致。图 2b 为沿图 2a 飑线移动方向(图 2a 中红色直

线)的垂直剖面图。其中风矢量场表示水平风场与
垂直运动合成,其中水平风场为沿剖面线的 u, v
合成风减去飑线移速后的相对飑线水平风场。图 2b
显示,飑线前侧近地层相对风暴的暖湿入流气流受
飑线后侧下沉冷气流强迫抬升后,在对流层中层与
飑线后侧入流急流引导的干冷气流相遇形成风向
相反的辐合流场,该辐合流场较真实反映风暴内部

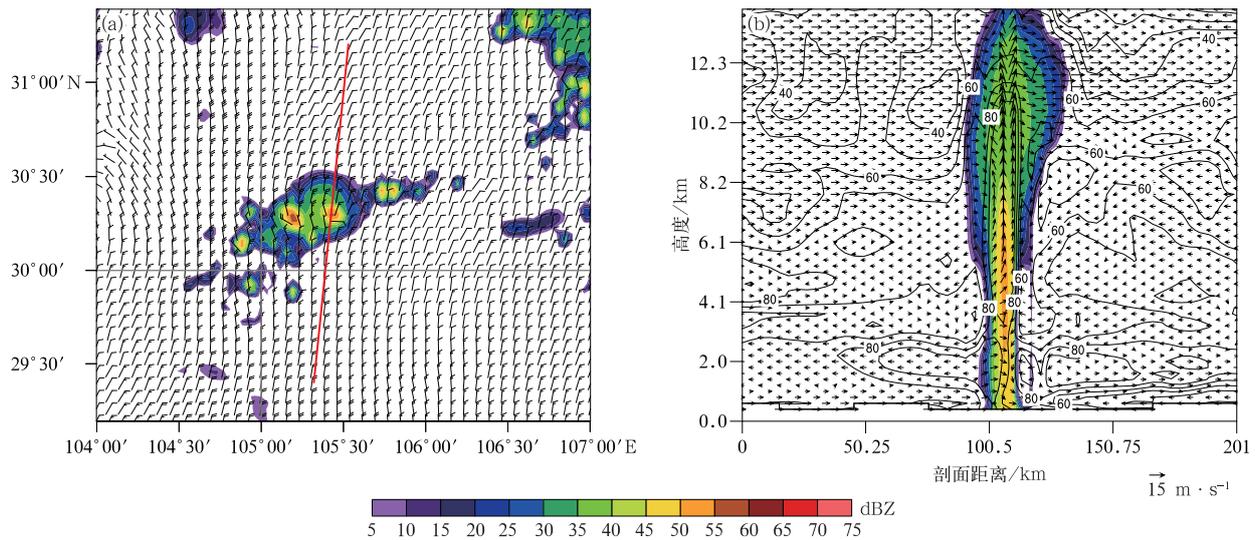


图 2 模拟的 2016 年 8 月 7 日 01:00 四川盆地飑线最大反射率因子(填色)以及中层环境风场(风羽,单位: $m \cdot s^{-1}$)(a),
沿图 2a 红色直线的垂直剖面图(其中阴影为反射率因子,箭头为风矢量(风速矢量的垂直分量
表示垂直速度的 2.0 倍),等值线为相对湿度(单位: %))(b)

Fig. 2 Simulated maximum reflectance factor(the shaded) and mid-level environmental wind field
(the barb, unit: $m \cdot s^{-1}$) of the squall line at 0100 BT 7 Aug 2016(a), vertical section along the red line in Fig. 2a
(where the shaded is the reflectivity factor, the arrow is the wind vector(the vertical component of the wind speed vector
represents 2.0 times of vertical velocity), the contour is relative humidity(unit: %))(b)

本身的气流结构特征。后侧干冷气流入侵风暴体后将促使风暴中降水粒子强烈蒸发冷却形成冷池,同时后侧入流与前侧入流汇合后,在风暴体后侧下沉至地面从而引导中高层动量下传,产生地面大风,这是 MARC 特征可预警雷暴大风的主要依据。假设飊线移向与雷达径向方向一致时,该辐合场在雷达径向速度场上将表现为典型的“正-负速度区域对”。此时,利用基于搜索“正-负速度区域对”的自动识别算法可识别出 MARC 特征,该算法在相对风暴风场基础上对径向辐合特征进行识别,因此称为 SRMARC 特征自动识别算法。

基于对模拟风暴结构风场的讨论,本文试图将模拟的某时刻飊线系统整层环境气流及其组织结构气流的水平风场在风暴移动方向上的风矢量场(U)减去此时风暴平均移速(V),得到相对风暴的水平风场(U_r),简称相对风暴风场。考虑雷达扫描仰角的影响,设 U_r 和 U 在雷达某一径向(该径向方向与风暴移向一致)上的投影(投影系数为 p)速度分别为相对风暴的径向速度(U_r^*)和径向速度(U^*),那么存在如下关系:

$$\begin{aligned} U_r^* &= U_r \cdot p = (U - V) \cdot p = \\ &U \cdot p - V \cdot p = U^* - V \cdot p. \end{aligned} \quad (1)$$

由于在 30~150 km 径向距离范围内,风暴回波所在的最高仰角为 6° 左右,投影系数 p 约等于 1。因此,相对风暴的径向速度可由径向速度直接减去风暴移速得到。在相对风暴的径向速度场中,风暴前侧低层的入流气流与中层后部入流气流的径向方向相反,从而在雷达径向图像上易形成典型的“正-负速度区域对”MARC 特征,此时可利用搜索正-负速度段的方法进行 MARC 特征自动识别。上述分析基于模拟的风暴单体,且在假设风暴移向与风暴所在雷达径向一致情况下得到。图 1 中该飊线实际移向与风暴主体所在雷达径向方向(即剖面线)较一致,因此本文将采用类似思路对该实际风暴的回波径向速度场进行处理,并构建算法。

飊线系统由多个雷暴单体紧密组织而成,若要区分和识别其中某个风暴单体并获取其移动速度比较困难,获取飊线系统整体移速相对容易,因此本文使用飊线整体移速替代雷暴单体移速。飊线移动速度主要受高空引导气流和前向传播共同影响^[11],飊线整体移速一般较单体更快,因此本文将风暴整层基本径向速度减去飊线整体移速的一定比例值,得到更接近真实的相对风暴单体的径向速度场。另

外,大量飊线个例的雷达回波资料分析表明,当飊线处于成熟阶段时,其中层后部常存在 RIJ,促使飊线移动速度加快^[24]。由于 RIJ 的速度在对流层中高层随高度增加而减弱(图 1e),当风暴整层基本径向速度直接减去飊线整体平均移速后,在对流层中高层的相对风暴径向速度图上,飊线后侧入流的径向速度(绝对值)较小,范围将减小,此时该区域很可能未被搜索到。由图 2b 中还可可见,风暴在 6~9 km 高度的相对风暴后部入流气流的风速接近于零,导致搜索后侧入流困难,不利于风暴中高层径向辐合特征的自动识别。因此,为了避免中高层的径向辐合特征被漏识别,需利用飊线整体移速的一定比例值计算相对风暴径向速度场。基于上述分析,本文利用原始径向速度场减去飊线整体移速的三分之二(三分之二是基于多个个例分析后给定的经验值,该参数可调整)得到相对风暴的径向速度图(图 1c)及其剖面图(图 1f)。由图 1f 可人工分析出风暴在 2~8 km 高度范围内存在明显的径向辐合特征,该 SRMARC 特征为典型“正-负速度区域对”的中层径向辐合特征,可利用搜索正-负速度段的方法识别径向辐合特征。由于径向辐合强度与正-负速度段的速度差有关,径向辐合特征的正-负速度段同时减去风暴移动速度一定比例值后,对计算径向辐合强度值基本无影响,但对辐合的厚度和高度有影响。

3 相对风暴中层径向辐合特征自动识别算法

基于上述典型个例的讨论,本文设计了相对风暴的径向辐合特征自动识别算法。整个算法为 4 部分,按算法实现流程顺序分为雷达基数据预处理、单径向上正-负速度辐合对的识别、二维径向辐合块识别和三维径向辐合体识别。

3.1 雷达基数据预处理

算法第 1 步是雷达基数据质量控制(利用模糊逻辑方法剔除杂波),针对径向辐合处有较多径向速度奇异值(双脉冲重复频率技术造成的)的问题,本文采用肖艳姣等^[25]提出的方法进行修正。为了将非典型“正-负速度区域对”变换成典型的“正-负速度区域对”,根据第 2 章所述,将分析风暴的整体径向速度场减去飊线移动速度(飊线移速和移向通过相关软件采集多个连续体扫中的方位和径向距离计算所得)的三分之二,得到相对风暴的径向速度场,在此基础上搜索典型的“正-负速度区域对”进行

SRMARC 自动识别。

3.2 识别单径向正-负速度辐合对

本文定义某径向上满足一定条件的正-负速度区域对(或正-负速度段对)为“单径向正-负速度辐合对”(简称径向辐合对)。图 3 为径向辐合对示意图,正速度段位于雷达站与负速度段之间,其中径向速度值为等距离抽取图 1c 中剖面线所在径向上有效范围内的径向速度整数値。

算法第 2 步(算法流程见图 4)主要功能为径向辐合对识别,该模块是整个算法的核心。在上述限定区域内的逐个扫描层(scanning layer, $Sl_i, i = 1, 2, \dots, 7$),分别从 360 个方位角(azimuth, $Az_j, j = 1, 2, \dots, 360$)的径向上搜索正-负速度段,然后对其进行配对并计算其辐合特征参数。首先从有效范围内距离雷达最近的距离库(rang bin, $RB_k, k = 1, 2, \dots, 988$)开始搜索,即第 1 个距离库($RB_k, k = 1$),当径向速度(radial velocity, V)绝对值大于等于 $0.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 且高度在 $2.5 \sim 8 \text{ km}$ 范围内时,将该值(包括仰角、方位、距离、高度等相关参数信息)放入临时径向速度段列表(temporary radial velocity list, TVL)中,接着判断下一个距离库的径向速度值与 TVL 的第 1 个值是否同号。若同号,且该距离库与之前

刚放入 TVL 的距离库值之间的径向距离小于 4 km (由于四川的 SC 型雷达径向速度产品质量较差,有较多奇异值,为了减小奇异值的影响,增大该阈值,该阈值可根据实际情况调整),同时 TVL 的径向长度(段首值与段末值的径向距离差)小于 20 km (爬线对流系统的一般宽度,该阈值可调整),则将该值放入 TVL 中;如果 TVL 的径向长度大于 20 km ,且 TVL 中径向速度数量大于 6 时(若小于 6 舍弃掉该 TVL,即舍弃一些特小尺度的径向辐合特征),将 TVL 的信息赋值给径向速度段,并给该径向速度段配上段号(分为正和负速度段,均从 1 开始编号),段号随之增加 1,清空 TVL 并装入该 RB 的信息,此流程称为“装箱”。若异号,或该 RB 与之前刚放入 TVL 的距离库值之间的径向距离大于 4 km 时,均执行“装箱”流程。当遍历到该径向上最后一个有效值(valid bin number, VBN)时,则将 TVL 的信息赋值给径向速度段,并给该径向速度段配上段号,最后清空 TVL。此时,第 1 根径向上速度段的搜索工作完成,接着将提取到的径向正-负速度段进行配对。先从段号均为 1 的正-负径向速度段开始对某径向上所有的正-负速度段进行遍历,选出满足如下条件的正-负速度段对进行配对。

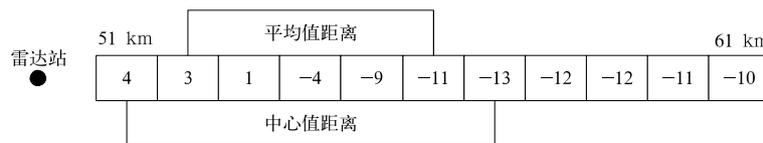


图 3 径向辐合对示意图

(方格内数值为等距离抽取图 1c 中剖面线所在径向上有效范围内的径向速度整数値,单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$, 开始和结束的径向距离分别为 51 km 和 61 km)

Fig. 3 Schematic diagram of radial convergence pair

(the values are the integral values of radial velocity(unit: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) in the radial direction of the section line in Fig. 1c, and the radial distances at the beginning and the end are 51 km and 61 km , respectively)

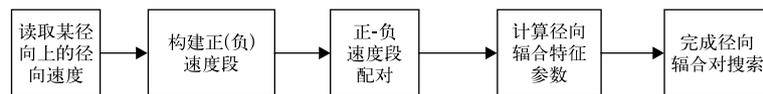


图 4 正-负速度辐合对识别算法流程图

Fig. 4 Identification algorithm of positive-negative velocity convergence pair flowchart

首先,正速度段要位于负速度段与雷达站之间,即正速度段最后一个距离库值的径向距离要小于负速度段最开始一个值的径向距离(图 3)。其次,正-负速度段中心值(即段内最大绝对值)距离(如图 3)需小于 $12 \text{ km}^{[21]}$ 。当正-负速度段配对成功后,计算

该速度段对的径向辐合强度。正-负速度区域对径向辐合强度的计算,一般采用正-负速度段中心值差的绝对值除以中心值之间的距离所得。但一个速度段上的径向速度值(绝对值)在径向上并非线性分布,中心值(也有可能是奇异值)的位置往往不在大

值区域的几何中间位置,这将导致计算径向辐合强度的不确定性较大。因此,本文定义径向辐合强度为正速度段与负速度段的平均值(绝对值)之和除以两个速度段的平均值距离(从辐合处开始,在负速度段上远离雷达方向最先小于负速度段平均值的距离库径向距离,减去正速度段上朝向雷达方向最先大于正速度段平均值的距离库径向距离,见图3)。该计算结果与实际值相比有偏差,但可避免计算的强度值出现奇异值和大幅波动,同时也能表征径向辐合的强弱。计算径向辐合强度用于判断地面大风的强度,若计算标准一致即可区分其强弱。图3中正速度段的平均值约为 $2.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,负速度段的平均值约为 $-10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,径向辐合对的平均径向距离约为4 km,因此该径向辐合对的径向辐合强度值约为 3.1 s^{-1} 。若用正-负速度段中心值差的绝对值除以中心值距离(正-负速度段内最大绝对值所在径向距离之差,见图3)计算径向辐合强度约为 2.9 s^{-1} ,两种算法所得结果相差较小。另外,统计分析多个类似样本数据的两种计算结果,两者差值均在 1 s^{-1} 以下,可见该强度计算方法可靠。

为了剔除辐合不明显的速度对,本文设计当正-负速度段平均速度值的绝对值之和大于 $6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 且其径向速度中心值的绝对值之和大于 $12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 时,才计算其径向辐合强度等参数,否则,舍弃该径向辐合对。当计算的径向辐合强度大于等于 1 s^{-1} ,再计算该正-负速度段对的方位、径向距离、高度等参数,并将这些信息装入径向辐合实例列表。

3.3 识别二维径向辐合块和三维径向辐合体

算法第3步将各扫描层内所有的径向辐合对进行遍历,找出满足一定条件的径向辐合对并拼连成二维径向辐合块。相当于对径向辐合对求水平相关,以第1个径向辐合对为基础,按径向方位角从小到大依次判断两个径向辐合对的方位角是否小于等于 3° ,且径向距离(某个辐合块内所有距离库值的径向距离的平均值)之差是否小于等于6 km。若满足该条件就将其装入上一个径向辐合块里,若不满足则将其装入另一个径向辐合块,继续判断下个方位角的辐合对。当某扫描层内的径向辐合对均遍历完后,再判断每个辐合块里辐合对的数量,若数量大于等于3(小于3则舍弃,即舍弃掉小尺度的径向辐合区),计算辐合块的平均径向辐合强度,并判断该辐合块内所有辐合对的强度值是否小于平均值的3倍。若大于3倍则视为奇异值,将其丢弃,并重新计

算辐合块的平均径向辐合强度,再重复上述流程直至所有辐合对强度值均小于3倍平均值。然后将辐合块的平均径向辐合强度、最大径向辐合强度、方位、径向距离、高度等信息,一并装入辐合块列表中。

算法第4步将每层的径向辐合块做垂直相关分析,求得三维风暴径向辐合体。每个确定的三维风暴辐合体由一个或多个在相继仰角上的二维径向辐合块构成。首先,将最低层的第1个径向辐合块放入临时径向辐合体中,然后遍历剩下的所有径向辐合块,当某个径向辐合块与第1个辐合块的层次不同、方位角差小于等于 6° 且径向距离小于等于8 km时,将其放入临时径向辐合体。若不满足上述条件,将该辐合块放入存储剩余径向辐合块的列表里。遍历完所有径向辐合块后,将临时辐合体赋值到第1个径向辐合体并编号,清空临时辐合体,再计算该辐合体的平均径向辐合强度、最大径向辐合强度、径向辐合厚度、径向辐合中心高度等参数。当剩余径向辐合列表中的径向辐合块个数大于等于1时,重复上述三维相关分析流程,直至临时径向辐合体中辐合块个数为零,整个算法结束。

4 算法测试

4.1 个例分析

本文使用2013年8月18日(简称“8·18”)和2018年8月7日(简称“8·7”)发生在四川盆地的两次飊线天气个例的雷达体扫资料对该算法进行测试,并对算法在原始径向速度场(raw radial velocity, RRV)和相对风暴径向速度场(relative storm radial velocity, RSRV)上识别出的径向辐合特征结果进行对比分析。

两次过程均受东风波系统影响产生,造成大风、短时强降水等灾害性天气。图5为这两次过程的反射率因子和径向速度图,飊线回波主体均朝着雷达站方向移动。“8·18”过程的反射率因子图呈现弓形(图5a),弓形回波主体南段在径向速度图上均表现为非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征(图5b)。“8·7”过程的反射率因子图呈现线状(图5c),回波主体两侧在径向速度图上均表现为非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征(图5d)。接近两次过程发生时的探空图(图略)均表明,从对流层低层至中高层风向较一致,有利于径向速度图上呈现非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征。图5中

实线是在 RRV 上利用搜索雷达某径向上的“正-负速度区域对”方法识别出的径向辐合块,虚线是利用

相同方法在 RSRV 上识别出的径向辐合块。

图 5a 和图 5b 分别为“8·18”过程由宜宾雷达

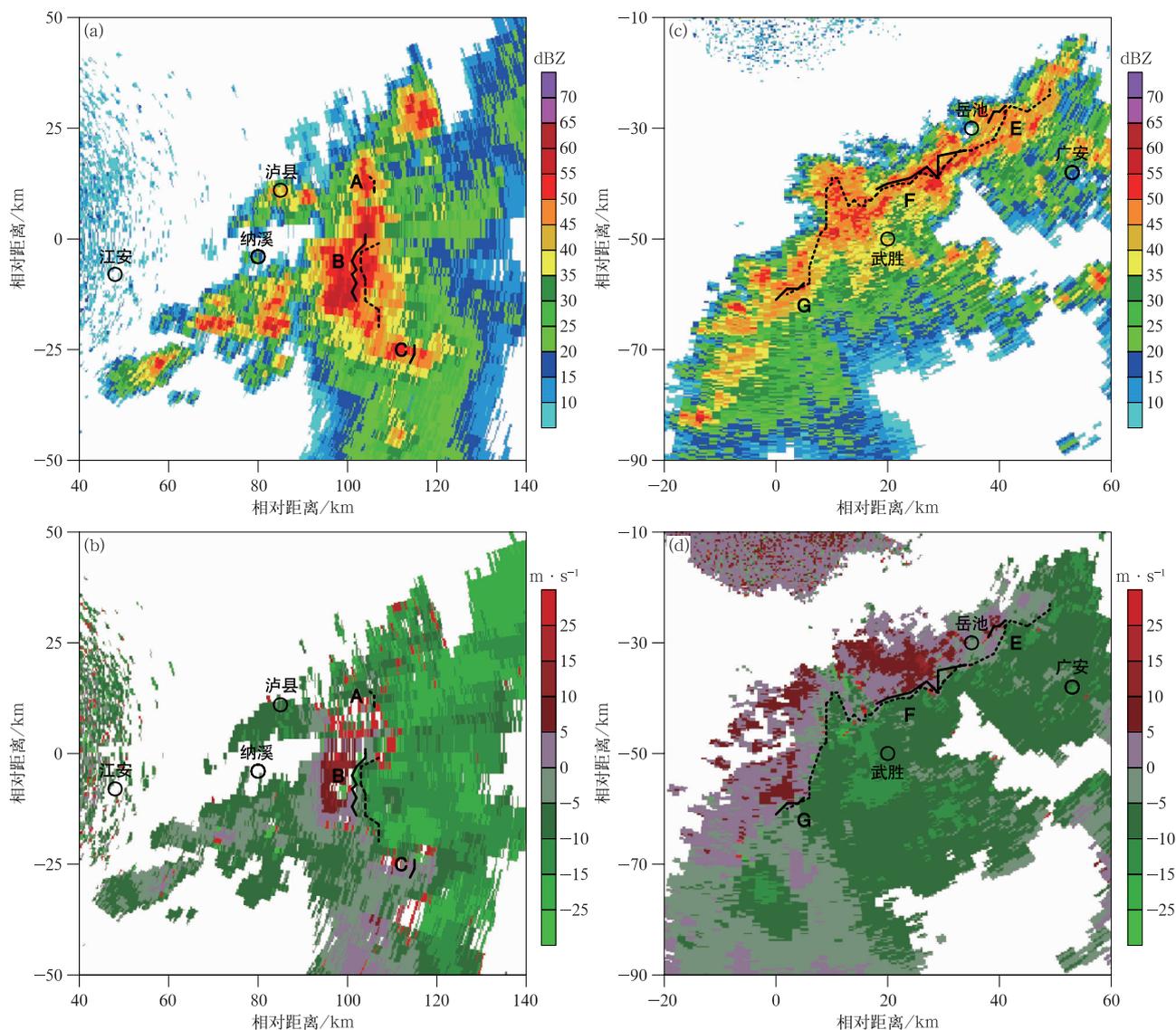


图 5 2013 年 8 月 18 日 00:49 宜宾雷达 2.4°仰角反射率因子(a)、原始径向速度(b)以及 2018 年 8 月 7 日 20:15 南充雷达 4.3°仰角反射率因子(c)、原始径向速度(d) (实线和虚线分别表示原始和相对风暴径向速度场上识别出的径向辐合块,标注 A,B,C,E,F,G 分别代表算法识别出的径向辐合块)

Fig. 5 The reflectivity factor(a) and raw radial velocity(b) based on Yibin radar station at 2.4° elevation angle at 0049 BT 18 Aug 2013 and the reflectivity factor(c) and original radial velocity(d) based on Nanchong radar station at 4.3° elevation angle at 2015 BT 7 Aug 7 2018 (the solid line and the dashed line respectively represent the radial convergent blocks identified in the RRV and RSRV, and the labels A,B,C,E,F and G represent the radial convergent blocks identified by the algorithm)

观测到的 2.4°仰角上的反射率因子和(原始)径向速度,其中标注的 A,B,C 代表该算法识别出的 3 个径向辐合块。其中辐合块 B(高度约 4.9 km),在 RRV 和 RSRV(RRV 加上爬线移速 15 m·s⁻¹的三

分之一,即 RRV 加 10 m·s⁻¹)中均被识别。但 RRV 中算法只识别出 B 的北段,其呈现出典型“正-负速度区域对”的径向辐合特征;RSRV 中算法不仅识别出 B 的北段,还识别出其南段的非典型“正-负

速度区域对”的径向辐合特征。由于径向辐合块 C 的负速度段速度较小,该负速度段加 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 后,在 RSRV 上将无法搜索到负速度段,因此在 RSRV 中算法未识别出来。从图 5b 上可看出,辐合块 C 的径向辐合强度较弱,由于弱径向辐合特征识别意义不大,且这种情况只在个案中存在,非普遍现象,因此不影响该算法的整体效果。另外,算法在 RSRV 上识别出径向辐合块 A,但在 RRV 上未能识别出。图 5c 和图 5d 分别为“8.7”过程由南充雷达观测到的 4.3° 仰角上的反射率因子和(原始)径向速度,图中标注的 E、F、G 代表该算法在 RRV 上识别出的 3 个径向辐合块(实线),它们在 RRV 和 RSRV(RRV 加上爬线移速 $9 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的三分之二,即 RRV 加 $6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$)中均被识别。但 RRV 中算法未识别出 F 和 G 之间的辐合块以及 E 东侧的辐合块,其为非典型“正-负速度区域对”;RSRV 中算法识别出整段径向辐合块,包括其两侧的非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征。上述分析表明,在 RSRV 上利用搜索“正-负速度区域对”方法识别径向辐合特征的效果更好。

4.2 识别评分

为了更全面地检验算法对中层径向辐合特征的

识别能力,选取 2009—2018 年 10 次飑线雷暴大风天气过程(表 1)进行测试。由于只有当强对流系统的移动方向与系统所在雷达径向方向之间夹角较小时,径向速度图上才会呈现较为明显的中层径向辐合特征,所以挑选的 10 次过程均满足该条件。表 1 中一个样本即为一个体扫,其中测试样本量为经人工剖切分析后确认有明显 MARC 特征的体扫个数;另外当算法自动识别出某个体扫的 MARC 与人工确认的较一致时(漏、空识别的 MARC 数量小于等于 2),该体扫即为算法成功识别的样本。由表 1 可见,该算法能有效识别出的样本数量达到 47 个,识别准确率达到 82.4%。具有非典型“正-负速度区域对”的中层径向辐合特征的测试样本数量为 25,算法程序能正确识别出 21 个,表明算法对非典型 MARC 特征有较高的识别水平。将算法程序搜索出的正-负速度段与对应的径向速度图进行人工对比分析发现,算法未能识别出的主要原因是由于径向速度段的平均值较小,不能满足算法程序设置的参数阈值,被舍弃。因此,还需要对更多个例进行测试,不断优化算法各参数阈值,才能使识别算法达到最佳状态。

表 1 检验识别算法的飑线个例及识别结果

Table 1 Examples of squall line to test the recognition algorithm and recognition result

时间	是否典型 MARC 特征	测试样本量	算法成功识别样本量	雷达站名
2009-07-26T01:00—02:40	是	5	4	广元
2010-06-20T19:30—21:30	是	4	2	南充
2012-08-18T19:00—20:50	是	8	7	宜宾
2013-08-18T00:00—02:00	是	7	7	宜宾
2015-07-27T20:00—21:00	是	4	2	宜宾
2016-06-04T13:00—15:00	非	6	5	广元
2016-08-06T22:00—23:50	非	5	5	乐山
2016-08-14T22:40—23:50	非	8	6	宜宾
2017-07-16T00:00—01:30	是	4	4	成都
2018-08-07T19:00—20:40	非	6	5	南充

5 算法应用

利用上述 SRMARC 特征自动识别算法,对第 4 章评分检验所选部分个例进行特征识别并计算其特征参数。特征参数包括平均径向辐合强度(average radial convergence strength, ARCS)、最大径向辐合强度(max radial convergence strength, MRCS)、径向辐合体厚度(radial convergence thickness, RCT)、径

向辐合体中心高度(radial convergence height, RCH)。本文定义 ARCS 指辐合体各层径向辐合块平均强度值之和除以辐合体层数所得,单位为 s^{-1} ;MRCS 指辐合体内所有径向辐合块最大强度值中的最大值,单位为 s^{-1} ;RCT 指辐合体最高层径向辐合块高度减去最低层径向辐合块高度所得,单位为 km,当辐合体只有一层时,辐合块高度设为 1 km;RCH 指辐合体内所有径向辐合块高度之和除以层数所得,单位为 km。当识别的某个径向辐合体前侧 10 km 径

向距离范围内有站点的极大风速记录值为过程最大值时,且飊线影响该站点之前 6 h 内,站点周围无对流系统影响,将该风速值与对应的辐合特征参数作为一组样本。本文利用 SPSS 软件对采集的样本数据(共 71 组样本)进行统计分析,分析结果如图 6 所示。由图 6 可以看到,ARCS,MRCS,RCT 与地面极大风速之间有良好的线性相关性,且均为正相关,其中 ARCS 与地面极大风速相关系数最大(r 为 0.79),MRCS 次之(r 为 0.67),RCT 相关性最差(r

为 0.5),但均达到 0.01 显著性水平。表明飊线内径向辐合特征越明显,对应地面大风越强。强大风(大于 $20 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$)样本中大部分样本的 ARCS 超过 3 s^{-1} ,MRCS 超过 4.5 s^{-1} ,RCT 高于 2.5 km 。弱大风(小于 $20 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$)样本中大部分样本的 ARCS 低于 4 s^{-1} ,MRCS 低于 8 s^{-1} ,RCT 低于 3.5 km 。因此,根据径向辐合特征的这些参数值可大致判别地面大风的强度,为对流性大风的监测预警和灾害评估提供参考依据。

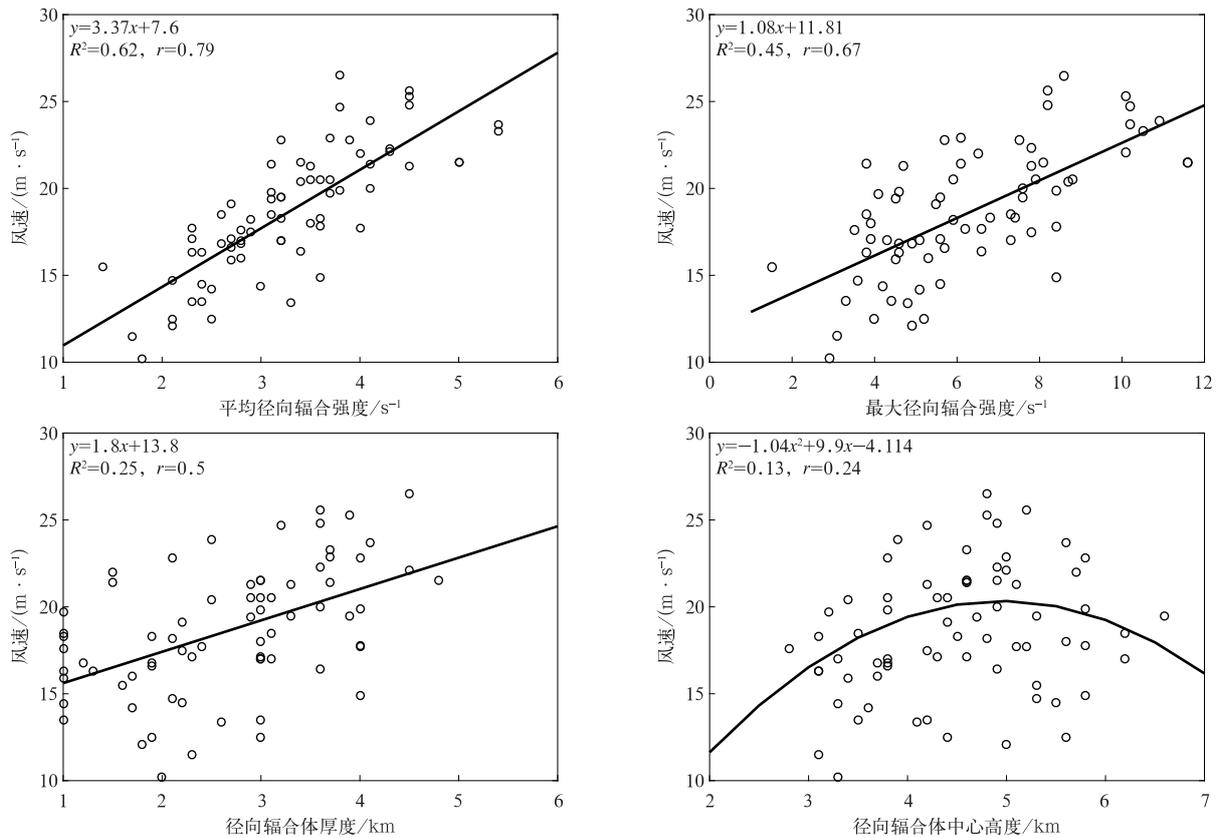


图 6 地面极大风速与相对风暴径向辐合特征参数散点分布及拟合曲线

Fig. 6 Scattered point distribution and fitting curve of the ground maximum wind speed and relative storm radial convergence characteristic parameters

对线性相关性较强的 3 种特征样本进行线性拟合,拟合线性方程如图 6 所示,由图 6 可以看到,ARCS 的拟合效果最好(决定系数 R^2 为 0.62),MRCS 次之(决定系数 R^2 为 0.45),RCT 最差(决定系数 R^2 为 0.25)。另外,径向辐合体中心高度参数的二次曲线模型拟合在各种模型中效果最佳,决定系数 R^2 为 0.13,拟合优度较低。但从其散点分布看,径向辐合体中心高度越高并不意味着地面大风越强,中心高度值在 $3.5 \sim 6.0 \text{ km}$ 高度,地面容

易出现强大风(大于 $20 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$)。这是由于飊线系统发展初期,回波质心较高,对流风暴内以上升气流为主,下沉气流较弱。

通过分析“8.18”过程雷达回波及地面大风强度演变发现,算法首次识别出 SRMARC 特征(ARCS 超过 1 s^{-1})的时间为 2013 年 8 月 18 日 21:13,地面观测极大风速首次达到 $17.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 以上的时间为 21:47,极大风速首次达到 $20.0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 以上的时间为 22:12,通过算法识别的径向辐合特征可以提前

约 30 min 预警此次大风。算法首次识别出 2016 年 8 月 6 日盆地飊线过程 SRMARC 特征 (ARCS 超过 1 s^{-1}) 的时间为 22:21, 地面首次出现大于 $17.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 极大风速的时间为 22:55, 算法识别可以提前约 35 min 预警此次大风。其他多次飊线过程也均可提前 20~30 min 预警地面大风, 这与 Schmocker 等^[16] 以及吴翠红等^[17] 的研究结论较一致。

6 结论与讨论

研究表明:

1) 本文提出相对风暴中层径向辐合特征自动识别算法。该算法首先搜索出单仰角相对风暴径向速度图上每个径向上的正-负速度段, 并按照规则对其进行配对, 形成径向辐合对, 对不明显的径向辐合对进行消空处理。然后在二维锥面上对径向辐合对做水平相关分析得到二维径向辐合块。最后当所有仰角遍历完后, 对二维辐合块做垂直相关分析得到风暴的三维径向辐合体, 并计算出三维辐合体的强度、厚度、中心高度等重要特征参数。

2) 利用两次具有非典型“正-负速度区域对”径向辐合特征的飊线雷达资料对该算法进行测试, 结果表明: 在 RSRV 上通过搜索正-负速度段识别径向辐合特征的效果较原始径向速度场上更好。中小尺度天气系统运动场主要通过旋转运动和平移运动及上升运动构成。基本径向速度场是旋转运动和平移运动综合影响的结果, 当平移运动速度大于旋转运动速度时, 系统在基本径向速度场上的切变(旋转、辐合或辐散)特征可能被掩盖。这是利用相对风暴径向速度识别系统中层辐合的优势所在。利用该算法对 10 次雷暴大风强对流天气过程的中层径向辐合特征进行识别测试结果表明, 该算法识别准确率达到 82.4%, 并且对非典型 MARC 特征有较高的识别水平。

3) 径向辐合特征参数中 ARCS, MRCS, RCT 与地面极大风速之间有较好的线性相关性, 且均为正相关, 其中 ARCS 与地面极大风速相关系数最大, MRCS 次之, RCT 相关性最差, 但均达到 0.01 显著性水平。表明飊线的径向辐合特征越明显, 对应地面大风越强。通过算法识别的径向辐合特征可以提前约 30 min 预警此次大风。

由于本文的 SRMARC 特征自动识别算法是基于大量飊线型强对流天气个例的雷达资料获得, 该

算法是否适用于非飊线类型对流系统尚需分析和检验。值得一提的是文中所涉及的飊线移动方向和速度是通过其他软件获取, 需将 SCIT 算法嵌入后才能全面实现自动化识别。另外, 本文拟合的特征参数与大风风速之间的相关关系(方程), 是基于四川个例资料所建, 应用于其他地区适用性有待探讨。该算法还可以扩展至下击暴流天气系统的低仰角径向速度辐散特征、冰雹天气系统的高层径向辐散特征以及短时强降水天气系统的低层辐合特征的自动识别, 具有一定应用前景。

参考文献

- [1] Przybylinski R W. The bow echo: Observations, numerical simulations, and severe weather detection methods. *Wea Forecasting*, 1995, 10(2): 203-218.
- [2] Lemon L R, Burgess D W. Supercell Associated Deep Convergence Zone Revealed by a WSR-88D // Preprints, 26th Int Conf on Radar Meteorology, Norman, OK, Amer Meteor Soc, 1993: 206-208.
- [3] Lemon L R, Parker S. The Lahoma Storm Deep Convergence Zone: Its Characteristics and Role in Storm Dynamics and Severity // Preprints, 18th Conf on Severe Storms, San Francisco, CA, Amer Meteor Soc, 1996: 70-74.
- [4] 慕熙昱, 党人庆, 陈秋萍, 等. 一次飊线过程的雷达回波分析与数值模拟. *应用气象学报*, 2007, 18(1): 42-49.
Mu X Y, Dang R Q, Chen Q P, et al. Radar data analysis and numerical simulation of a squall line. *J Appl Meteor Sci*, 2007, 18(1): 42-49.
- [5] 陈贵川, 谌芸, 乔林, 等. 重庆“5.6”强风雹天气过程成因分析. *气象*, 2011, 37(7): 871-879.
Chen G C, Chen Y, Qiao L, et al. The causation analysis of the 6 May 2010 severe windstorm weather process in Chongqing. *Meteor Mon*, 2011, 37(7): 871-879.
- [6] 谢健标, 林良勋, 颜文胜, 等. 广东 2005 年“3·22”强飊线天气过程分析. *应用气象学报*, 2007, 18(3): 321-329.
Xie J B, Lin L X, Yan W S, et al. Dynamic diagnosis of an infrequent squall line in Guangdong on March 22, 2005. *J Appl Meteor Sci*, 2007, 18(3): 321-329.
- [7] 漆梁波, 陈永林. 一次长江三角洲飊线的综合分析. *应用气象学报*, 2004, 15(2): 162-173.
Qi L B, Chen Y L. Synthetic analysis of squall in yangtze river delta. *J Appl Meteor Sci*, 2004, 15(2): 162-173.
- [8] 陈淑琴, 章丽娜, 俞小鼎, 等. 浙北沿海连续 3 次飊线演变过程的环境条件. *应用气象学报*, 2017, 28(3): 357-368.
Chen S Q, Zhang L N, et al. Environmental conditions of three squall lines in the north part of Zhejiang Province. *J Appl Meteor Sci*, 2017, 28(3): 357-368.
- [9] 姚建群, 戴建华, 姚祖庆. 一次强飊线的成因及维持和加强机制分析. *应用气象学报*, 2005, 16(6): 746-752.

- Yao J Q, Dai J H, Yao Z Q. Case analysis of the formation and evolution of 12 July 2004 severe squall line. *J Appl Meteor Sci*, 2005, 16(6): 746-752.
- [10] 杨璐, 陈明轩, 孟金平, 等. 北京地区雷暴大风不同生命期内的雷达统计特征及预警提前量分析. *气象*, 2018, 44(6): 802-813.
- Yang L, Chen M X, Meng J P, et al. Radar statistical characteristics and warning lead analysis of thunderstorm gales in different life periods in Beijing. *Meteor Mon*, 2018, 44(6): 802-813.
- [11] 俞小鼎, 张爱民, 郑媛媛, 等. 一次系列下击暴流事件的多普勒天气雷达分析. *应用气象学报*, 2006, 17(4): 385-393.
- Yu X D, Zhang A M, Zheng Y Y, et al. Doppler radar analysis on a series of downburst events. *J Appl Meteor Sci*, 2006, 17(4): 385-393.
- [12] 吴芳芳, 王慧, 韦莹莹, 等. 一次强雷暴阵风锋和下击暴流的多普勒雷达特征. *气象*, 2009, 35(1): 55-64.
- Wu F F, Wang H, Wei Y Y, et al. Analysis of a strong gust front and downburst with Doppler weather radar data. *Meteor Mon*, 2009, 35(1): 55-64.
- [13] 姚叶青, 俞小鼎, 张义军, 等. 一次典型飚线过程多普勒天气雷达资料分析. *高原气象*, 2008, 27(2): 373-381.
- Yao Y Q, Yu X D, Zhang Y J, et al. Analysis on a typical squall line case with Doppler weather radar data. *Plateau Meteorology*, 2008, 27(2): 373-381.
- [14] 农孟松, 翟丽萍, 屈梅芳, 等. 广西一次飚线大风天气的成因和预警分析. *气象*, 2014, 40(12): 1491-1499.
- Nong M S, Zhai L P, Qu M F, et al. Study on initialization mechanism and alert of gale in squall line storm event. *Meteor Mon*, 2014, 40(12): 1491-1499.
- [15] 章国材, 矫梅燕, 李延香. 现代天气预报技术和方法. 北京: 气象出版社, 2007.
- Zhang G C, Jiao M Y, Li Y X. Modern Weather Forecasting Techniques and Methods. Beijing: China Meteorological Press, 2006.
- [16] Schmocker G K, Przybylinski R W, Lin Y J. Forecasting the Initial Onset of Damaging Downburst Winds Associated with a Mesoscale Convective System (MCS) Using the Mid-altitude Radial Convergence (MARC) Signature // Preprints, 15th Conf on Weather Analysis and Forecasting, Norfolk, VA, Amer Meteor Soc, 1996: 306-311.
- [17] 吴翠红, 韦惠红, 牛奔. 湖北东部雷暴大风雷达回波特征分析. *大气科学学报*, 2012, 35(1): 64-72.
- Wu C H, Wei H H, Niu Ben. Radar echo characteristics analysis for thunderstorm gale in eastern Hubei Province. *Trans Atmos Sci*, 2012, 35(1): 64-72.
- [18] 郑佳锋, 张杰, 朱克云, 等. 阵风锋自动识别与预警. *应用气象学报*, 2013, 24(1): 117-125.
- Zheng J F, Zhang Jie, Zhu K Y, et al. Automatic identification and alert of gust fronts. *J Appl Meteor Sci*, 2013, 24(1): 117-125.
- [19] 陈明轩, 高峰. 利用一种自动识别算法移除天气雷达反射率因子中的亮带. *应用气象学报*, 2006, 17(2): 207-214.
- Chen M X, Gao F. An automatic identification algorithm for the removal of bright band from reflectivity of CINRAD/SA. *J Appl Meteor Sci*, 2006, 17(2): 207-214.
- [20] 张乐坚, 程明虎, 陶岚. CINRAD-SA/SB 零度层亮带识别方法. *应用气象学报*, 2010, 21(2): 171-179.
- Zhang L J, Cheng M H, Tao L. Bright band identification from CINRAD-SA/SB. *J Appl Meteor Sci*, 2010, 21(2): 171-179.
- [21] 王萍, 牛智勇. 基于多普勒天气雷达数据的中层径向辐合自动识别及其与强对流天气的相关性研究. *物理学报*, 2014, 63(1): 424-436.
- Wang P, Niu Z Y. Automatic recognition of mid-altitude radial convergence and study on the relationship between the convergence and strong convective weather based on Doppler weather radar data. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(1): 424-436.
- [22] 肖艳姣. 基于多普勒天气雷达体扫资料的 MARC 特征自动识别算法. *高原气象*, 2018, 37(1): 264-274.
- Xiao Y J. An algorithm of recognizing automatically MARC signature using the Doppler weather radar volume scanning data. *Plateau Meteorology*, 2018, 37(1): 264-274.
- [23] 俞小鼎, 姚秀萍, 熊廷南, 等. 多普勒天气雷达原理与业务应用. 北京: 气象出版社, 2006.
- Yu X D, Yao X P, Xiong T N, et al. Doppler Weather Radar Principle and Business Application. Beijing: China Meteorological Press, 2006.
- [24] 梁建宇, 孙建华. 2009年6月一次飚线过程灾害性大风的形成机制. *大气科学*, 2012, 36(2): 316-336.
- Liang J Y, Sun J H. The formation mechanism of damaging surface wind during the squall line in June 2009. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2012, 36(2): 316-336.
- [25] 肖艳姣, 王玉发, 王志斌. 业务多普勒天气雷达双 PRF 径向速度资料分析和质量控制. *高原气象*, 2016, 35(4): 1112-1122.
- Xiao Y J, Wan Y F, Wang Z B. Quality control of dual PRF velocity data for Doppler weather radars. *Plateau Meteorology*, 2016, 35(4): 1112-1122.

Automatic Recognition Algorithm of Convergence Region Based on Relative Storm Radial Velocity Field

Zhu Li¹⁾²⁾ Kang Lan¹⁾³⁾

¹⁾ (*Heavy Rain and Drought-Flood Disasters in Plateau and Basin Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610072*)

²⁾ (*Nanchong Meteorological Bureau of Sichuan, Nanchong 637006*)

³⁾ (*Sichuan Meteorological Observatory, Chengdu 610071*)

Abstract

An algorithm for automatically identifying the mid-altitude radial convergence from the storm-relative radial velocity field is proposed. The algorithm first identifies the positive-negative velocity segments in each radial direction on the single-elevation radial velocity field, before pairing them to form a radial convergence segment. A two-dimensional radial convergence block is obtained through horizontal correlation analysis, and then three-dimensional radial convergence body of the storm is obtained through vertical correlation analysis. Thus, the parameters such as strength, thickness and center height are calculated.

The algorithm is verified using two squall line radar data with a typical “positive-negative velocity zone pairs” radial convergence characteristics, and the results show that the radial convergence feature identified in the relative storm radial velocity field is more complete than the original radial velocity field. The flow field of the meso-small-scale weather system is mainly composed of rotation and translation combined with ascending motion. When the translational motion speed is greater than the rotational speed, the shear (rotation, convergence, or divergence) of the system in the basic radial velocity field may be affected, while using the relative storm radial velocity can overcome this to identify the mid-level convergence better. A batch experiment of 10 thunderstorms and strong convective weather indicates the recognition accuracy of this algorithm is 82.4%, including a typical MARC features.

Statistical analysis of the correlation between characteristic parameters and strength of squall line winds shows that the average radial convergence strength, maximum radial convergence strength, thickness have good positive linear correlations with wind speed. The correlation coefficient between convergence intensity and wind speed is the largest, reaching 0.79. According to the radial convergence characteristic parameter value, the intensity of the ground gale can be roughly judged, which provides a certain reference for the monitoring and early warning of convective gale and disaster assessment. The radial convergence feature identified by the algorithm can alert squall line gale about 30 minutes in advance. Therefore, the application of this algorithm will effectively improve the advancement of the warning signal release time.

Key words: storm-relative radial velocity; mid-altitude radial convergence; storm-relative mid-altitude radial convergence; thunderstorm gale