

中小尺度强对流天气的雷达回波图像生成方法

李传浩¹ 张秀娟² 卜庆雷¹

(1 山东省济南市气象局 济南 250000; 2 山东省济南市人工影响天气中心, 济南 250000)

摘要 为生成复杂环境下的优质雷达回波图像,减少目标信息缺失现象与相对成像误差,提出基于中小尺度强对流天气的雷达回波图像生成方法。采用可最大限度保留雷达回波特性的傅里叶插值法,形成空间分辨率均匀的雷达回波三维规则网格数据;基于改进变分贝叶斯理论,实现中小尺度对流天气雷达回波图像超分辨率重现,生成雷达回波图像。试验结果表明,该方法处理后的中小尺度强对流天气雷达回波范围与原图相似度高,可最大程度留存雷达回波信息,该方法能够生成清晰的雷达回波图像,且不存在目标信息缺失现象,相对成像误差极小。

关键词 中小尺度;强对流天气;雷达回波图像;雷达回波特征;傅里叶插值法;变分贝叶斯

中图分类号: P415.2 **DOI:** 10.19517/j.1671-6345.20220325 **文献标识码:** A

引言

在预报和警戒中小尺度强对流天气系统时,气象雷达是主要的探测工具^[1]。气象雷达通过从不同方向扫描各径向仰角雷达波束的方式,采集所需信息^[2],随着雷达技术飞速发展,雷达回波图像生成也被应用于各个领域^[3]。正因为雷达在各个领域的广泛应用,针对雷达成像的研究也随之增加,王姣姣等^[4]研究基于相似度评估方法的图像生成算法,钱丽等^[5]利用最小二乘法生成图像,虽然两种不同方法都可以生成图像,但是在生成图像的过程中,图像清晰度不够,存在模糊且缺失边缘现象。因此,本文将改进变分贝叶斯推理方法作为中小尺度强对流天气的雷达回波图像生成方法。雷达回波图像生成技术通过处理电磁波,将运动目标和静止目标生成分辨率较高的图像,它的优点是在以中小尺度强对流天气为主的复杂天气内,依然可以生成图像。

1 中小尺度强对流天气的雷达回波图像生成方法

1.1 雷达回波数据的三维格点化

1.1.1 中小尺度强对流天气雷达数据坐标转换

本文选取中小尺度强对流天气雷达类型为 RD,垂直方向网格高度与水平方向经纬度网格距离均设置为 1 km^[6-8]。采用插值法,在规则三维网格

内,表达球坐标中的雷达回波数据,在笛卡尔坐标中,通过给定分辨率设置一个三维网络模型,利用坐标内各个格点的高度与经纬度,推算球坐标系内相应的径向距离、仰角及方位角。反射率因子指通过插值方法^[9-11],计算球坐标系内数据点位置的属性高程值。SA 型数据理论上能够将高度约 150 km,半径 500 km 的圆形区域覆盖,在实践中,反射率因子在高度大于 50 km 时接近于 0。

设一个三维网络模型,若所有雷达回波数据均能被正方体空间涵盖,将 50 层设为网格的垂直层数,邻接两层间距是 1 km,则用 920×920×50 表示网格数量。

设置 (x_P, y_P, z_P) 为三维网络中随机网络单元 P 的坐标, (x_o, y_o, z_o) 为雷达天线所在点 O 的坐标,坐标内的纬度用 x_P, x_o 表示,经度用 y_P, y_o 表示,高度用 z_P, z_o 表示。若用球坐标系描述,则需变换 P,计算公式如下:

$$\mu = \arcsin\left[\frac{\sin\left(\frac{\pi}{2} - y_P\right)}{\sin(x_P - x_o)} \sin(x_P - x_o)\right] \quad (1)$$

$$\beta = \arctan\left[\cos\left(\frac{s}{l}\right)\left(\frac{l}{l + z_P - z_o}\right) - \left(\frac{l}{l + z_P - z_o}\right)\right] \quad (2)$$

$$r = \frac{\sin(\frac{s}{l})(l + z_p) - z_o}{\cos(\beta)} \quad (3)$$

式(1)~(3)中, (μ, β, r) 为变换后坐标, 坐标内方位角用 μ 表示, $\mu \in (0, 450)$; 仰角用 β 表示, $\beta \in (0, 90)$; 径向长度用 r 表示, $r \in (0, 550)$ 。在式(2)和(3)中, l 为大气折射指数并取值 0.75, 地球半径为 R , 弧长为 s 。

通过以下公式描述 s :

$$s = R \arccos \left[\cos\left(\frac{\pi}{2} - y_o\right) \cos\left(\frac{\pi}{2} - y_p\right) + \frac{\sin\left(\frac{\pi}{2} - y_o\right) \sin\left(\frac{\pi}{2} - y_p\right)}{\cos(x_p - x_o)} \right] \quad (4)$$

在数据分析的过程中, 因雷达回波数据高度低^[12-14], 低仰角 $\beta = 0.5^\circ$, 则可利用此层数据比作接近地面的水平降水回波。转换此层数据时, 转换坐标如下公式:

$$r = \sqrt{(x_p - x_o)^2 + (y_p - y_o)^2} \quad (5)$$

1.1.2 基于傅里叶插值法的三维规则网格数据采集

本文依据傅里叶谱分析插值法进行二次插值, 探测出远距离强对流回波中心, 在积状云强回波区域, 此算法亦可使用。傅里叶谱分析法在分析数据的特征及规律时, 为获取时域中的振动波形, 通常以幅度、相位及频率为基础。因雷达回波是离散数据^[15-17], 在满足傅里叶级数收敛性的条件下, 还需达到以下条件: ①随机有限周期下, 以 $x(T)$ 为代表的周期信号, 务必完全可积; ②随机有限周期下, 以 $x(T)$ 为代表的周期信号, 仅能是有限个最大值或者最小值; ③随机有限周期下, 以 $x(T)$ 为代表的周期信号, 仅能是有限个不连续点, 而不连续点内, 有限周期 T 和周期信号 $x(T)$ 务必为有限值。

若把一个序列用一条径向数据描述, 采样时间间隔用脉冲宽度描述, 空间采样间隔用距离库长描述, 那么此径向内采样数据点为 550 个, 回波强度数为 $M = 0, 1, 2, 3, \dots, 550$ 。设置 i 表示谐波分量个数, X_i 为每个采样数据的雷达回波强度集合^[18-19], t 为待插值的斜距, X_t 为其回波强度值, 表达式如下:

$$X_t = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_M\} \quad (6)$$

雷达回波序列的频率大小为 $f_1 = 1/M$, 周期 $L' = 550$, 用 i 与 f_1 的乘积关系 $if_1 = i/M$ 描述第 i 个谐波分量频率。结合傅里叶谱分析插值, 可用

下列公式表达式(6):

$$X_t = \sum_{i=1}^{\rho} A_i A_0 \cos(\omega_i t - \varphi_i) \quad (7)$$

式(7)中, 序列计算的振幅初始值用 A_0 表示; 谐波分量个数为 ρ 个, 为半数周期长度, 所以用 $\rho = M/2 = 275$ 表示。将 A_i 代表第 i 个谐波分量的振幅, ω_i 为其频率, φ_i 为其相位, 则 $\omega_i = 2\pi f_i = 2\pi i/M$ 。用傅里叶变换式(7)后, 延伸为以下公式:

$$X_t = A_0 + \sum_{i=0}^{\rho} \left[M \frac{a_i \cos(2\pi i t)}{b_i \sin(2\pi i t)} \right] \quad (8)$$

式(8)中, 计算傅里叶系数 a_i 与 b_i 公式如下:

$$\begin{cases} b_i = \sin(2\pi i/M) + 2M \sum_{i=1}^M X_i \\ a_i = \cos(2\pi i/M) + 2M \sum_{i=1}^M X_i \end{cases} \quad (9)$$

由傅里叶系数可知谐波振幅及相位:

$$A_i = \sqrt{a_i^2 + b_i^2} \quad (10)$$

$$\varphi_i = \arctan \frac{b_i}{a_i} \quad (11)$$

以上仅针对直线内的傅里叶差值算法, 由已知半径方向内的随机距离, 通过以上公式, 均可以计算出对应的雷达回波强度值。

以下内容为平面内傅里叶差值算法, 在雷达平面图, 存在的方位角有 450 个, 而每一个方位角的距离库信息都有 550 个, 雷达通过某个仰角扫描信息得到数据。设置径向数据为同方位角内的 550 个雷达回波数据, 切向数据为同库长内 450 个方位角雷达回波数据^[20-21]。则由 550 组切向数据与 450 组径向数据组成某层雷达平面图。依据平面图内傅里叶变换特质, 其数据结果不受插值顺序影响。雷达回波的顺序为先切向, 再径向, 对切向与径向数据按照直线内傅里叶插值^[22-23]。将待插值点 P' 的坐标 (r, μ, β) 设置为输入, P' 点的反射率值设置为输出, 则插值过程如下: ①依据傅里叶系数, 设当前序列为首个切向内的 N' 个数据, 计算序列同 a_i, b_i 及对应的 $N'/2$ 个谐波振幅与相位。②在计算并累计各谐波强度时, 可通过频率、振幅及相位, 由其总和与序列平均值可得此序列式(7), 代入 β , 获取 X_1 为首个插值点, 并将其设置为再次插值的首个采样点。③通过依序遍历 i 个谐波分量数据, 重复插值过程 ①与 ②, 则 β 的回波插值数组用 X_1, X_2, \dots, X_G 表示。④重置一组径向数据, 为新插值出的 G 个回波

数据,参考过程①并算出此径向内傅里叶系数,与相应的 $G/2$ 个谐波相位与振幅。⑤参考过程②,依序在式(7)内代入径向长度 r 、 $G/2$ 个谐波振幅与相位,通过计算获取 β 与 r 的差值数据,亦是插值后 P' 点的反射率值。

通过上述步骤将坐标转换后的雷达数据的插值到笛卡尔坐标系中,形成空间分辨率均匀的雷达回波三维规则网格数据。

1.2 基于改进变分贝叶斯理论的雷达图像生成方法

1.2.1 变分贝叶斯推理

贝叶斯推理法的重点是将雷达数据(先验信息与样本信息),转换先验概率分布为后验概率的分布,其中后验概率的密度可表达为:

$$p(W) = \left(\frac{f_1 + |Y|x}{W} \right)^M \quad (12)$$

式(12)中, $p(W)$ 为后验概率计算函数; W 为雷达数据密度;中小尺度强对流天气设置为 Y ,似然数据集设为 x 。

$p(W)$ 内的所有先验信息均有限制性,在分析中小尺度强对流天气下的雷达数据概率时,应依据数据似然性 $p'(x)$ 。贝叶斯推理在实际应用时的积分运算过程较为复杂,通常会在条件相像的情况下,找到一个更为简单处理方式将其替代,从而简化复杂运算^[24-25]。为此变分贝叶斯被提出,该方法能够更简单方便地计算出边缘似然函数。数据内似然性对数可用式(13)描述:

$$\lg p'(x) = \lg p(W) + \frac{Y'}{Mf_1} \quad (13)$$

W 不影响中小尺度强对流天气信度值 Y' 及其中全部潜在变量,所以可精简式(13)为:

$$\lg p'(x) = |L^- \tilde{p}| \frac{\bar{K}}{F(x)} + \frac{1}{F(x)} \quad (14)$$

式(14)中, $p(W)$ 的近似值为 \tilde{p} ,估计值为 L ,两值间的散度值为 \bar{K} ,以此得出负变自由能 $F(x)$:

$$F(x) = p(W)^{\bar{K}} \lg \tilde{p} H(W) \quad (15)$$

其中, \tilde{p} 的数据密度熵用 $H(W)$ 熵值计算函数表示。估计值应与后验概率一致,散度值等于 0,并以此推测负自由能 $F(x)$ 小于 $\lg p'(x)$ 。

基于式(13)~(15),重置并简化后验概率,最小化真实后验概率,并计算其与估计值之间的距离,获取最大化求解 \bar{K} 。将负变自由能 $F(x)$ 最大化,可

使 \bar{K} 最小化。

计算 \tilde{p} 值可将公式(15)最大化,求导 \tilde{p} 并使其值为 0。考虑到上述过程中的互相关性,降低计算难度,将 \tilde{p} 计算公式简化为:

$$\tilde{p} = \prod_j W_j \tilde{p}_j \quad (16)$$

其中, j 为概率计算简化流程中的关联因子, W_j 为雷达数据密度关联系数; $W_j \tilde{p}_j$ 为近似关联值。将参数近似逼近后,再用式(16)代入至式(15)中为:

$$F(x) = p(W)^{\bar{K}} \lg \prod_j W_j \tilde{p}_j H(W) \quad (17)$$

逐个对式(17)内 $W_j \tilde{p}_j$ 进行求导计算,其中最好的 $W_j \tilde{p}_j$ 则为:

$$\frac{F(x)}{W_j \tilde{p}_j} = \frac{\lg p(W)}{\lg W_j \tilde{p}_j - 1 + \lambda_j} > \prod_{j \neq 1} W_j \tilde{p}_j \quad (18)$$

将式(18)结果设置为 0,拉格朗日乘子用 λ_j 表示,待数据似然性确定后,后验概率会随先验概率参数产生相似变化。通过求导 $W_j \tilde{p}_j$,可以得到对应的 W_j 值,通过式(18)计算出 \tilde{p} 的最优逼近值,从而完成变分贝叶斯计算。

1.2.2 改进变分贝叶斯推理

在估计中小尺度强对流天气雷达信号时,通过雷达接收回波的幅度统计是传统的贝叶斯反卷积方法的特征。传统变分贝叶斯法在应用中常用于处理实值信号,而复数信号为雷达目标信号的主要出现形式^[26]。所以为合理估计雷达目标信号,可改进传统贝叶斯模型。传统贝叶斯雷达成像算法在复杂雷达成像系统中,通过扩展雷达信号模型的参考矩阵:探测目标矩阵、噪声及回波,并计算复数处理后的实数。此处理不仅会使雷达模型表示复杂性增强,还会扩大计算矩阵维度,进而扩大参考矩阵维度,使计算量剧增,从而减弱算法实时性。以下以贝叶斯为基础,通过设立变分贝叶斯模型来设立新的雷达回波图像^[27-28]。将雷达回波模型简易表达,重新排列雷达接收回波信号,用目标向量与参考矩阵描述,将零均值的高斯白噪声向量带入回波过程中^[29-30],设一维表示的雷达图像为 B ,雷达模型的参考矩阵为 S^A ,服从零均值高斯分布的噪声信号为 n ,则转化雷达回波模型为:

$$S = \sum_{M=1}^{550} \left(S^A + \frac{n}{M} \right) \quad (19)$$

概率分布可用式(19)内全部已知向量描述,再用变分贝叶斯基基础变化量 a, b, c 获取模型变量及实现参数。将图形化为先验模型基础,展示天气雷达回波模型变量间的联系如图 1。

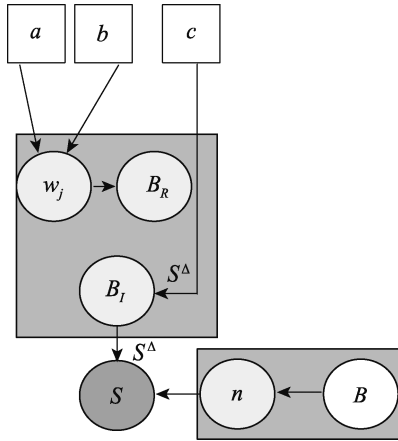


图 1 雷达模型先验的图形化表示

变分贝叶斯在应用过程中,为便于计算,将简化复数信号模型,分别估计出雷达回波信号内的实部与虚部,使其以实数分布于层次先验中的概率分布。本文针对雷达回波的实部与虚部,分别利用变分贝叶斯估计法的最大似然与最大后验计算。图 1 中雷达回波散射系数的实部与虚部分别用 B_R 及 B_I 描述,其中重建雷达回波目标通过高斯伽玛先验达成。综上所述,将贝叶斯先验模型的隐藏变量为雷达探测目标,利用估计变分贝叶斯法隐藏变量,可获取雷达目标估计结果,由此延伸雷达模型为:

$$\begin{cases} \text{Re}(S) = \frac{\text{Re}(B) + B\text{Im}(B)}{\text{Re}(n)} \\ \text{Im}(S) = \frac{\text{Re}(B) - B\text{Im}(B)}{\text{Im}(n)} \end{cases} \quad (20)$$

通过式(20),为估计出目标散射系数的复数,仅从雷达回波的实部值,在贝叶斯模型为基础的情况下即可达成。简化并重写式(21)为:

$$S = (S^\Delta B_R + S^\Delta B_I)\bar{n} \quad (21)$$

其中, \bar{n} 为噪声信号平均变化量。

受篇幅限制,下面仅详细介绍雷达回波散射系数实数估计方法。

1.2.3 雷达回波散射系数的实部估计

在建立先验模型时,先利用雷达回波散射系数的实部向量,再用两层先验实现回波信号的估计,从而估计出雷达回波散射系数的实部。设在隐藏变量

下, B_R 满足零均值方差的高斯分布系数为 w , 则 B_R 的高斯分布系数均值方差表示为:

$$\gamma(w) = \prod_{j=1}^n \frac{B_R}{w_j} \quad (22)$$

式(22)中,高斯分布关联系数为 w_j , $\gamma(\cdot)$ 为均值方差计算函数。

以 w 为基础,其代表每个隐藏变量的先验方差。此处雷达回波散射系数各自独立于元素之间,因此可以用各元素内概率分布的乘积描述雷达回波的联合概率。为正确估计此高斯分布方差,利用变分贝叶斯法表达其变量为:

$$\gamma(w|a, b) = w_j \prod_{j=1}^n \frac{(S^\Delta + n)^j}{\gamma(B_R|a, b)} \quad (23)$$

因高斯分布与伽玛分布互为共轭关系,所以计算模型理论推导过程的复杂度可以简化,公式(23)中,以噪声信号 $n=0$ 为均值的高斯白噪声关联雷达回波成像,将 $\gamma(w|a, b)$ 的计算结果设为其均值方差。同理可证,重建实现雷达回波散射信息需要估计准确的噪声方差,而实现最优估计的方差参数可利用变分近似迭代法。获取各变量联合概率分布的结果,变分贝叶斯法需依据最大似然估计,并且变量与变量间不能存在依赖性。以满足近似迭代参数 $\theta = (a, b, c)$ 为前提,联合概率分布可表达为:

$$P''(B_R, w, S - S^\Delta B_I; \theta) = \frac{\gamma(w|a, b)}{p(W)} \quad (24)$$

$P''(\cdot)$ 为联合概率计算函数。则雷达回波散射系数的实部估计为:

$$B_R = P''(B_R) + (a + b + c)w^{-w^T} \quad (25)$$

1.2.4 三维雷达回波图像生成实现

利用改进变分贝叶斯理论估计出三维规则网格雷达回波散射系数的实部与虚部,使估计结果无限接近实际值,实现中小尺度对流天气雷达回波图像超分辨率重现,以完成三维雷达回波图像生成。

应该改进变分贝叶斯的三维雷达图像生成为:以傅里叶插值法获取三维规则网格雷达回波数据,迭代次数最大值为输入,经过雷达模型预处理后,估计雷达回波散射系数实部 B_R ,重置实部尺度参数向量等参数,帮助计算雷达信号的信噪比,从而提高成像质量和精度;估计雷达回波散射系数虚部 B_I ,并重置虚部相关参数,提供目标物体的散射特性信息,帮助识别不同材质和形状的目标物体,并进一步分析目标物体内部结构和组成;当满足迭代次数或达

到终止条件后,将实部与虚部重置后的相关参数相结合,提升目标物体对雷达辐射的反射能力,反推出目标物体的位置、形状、大小等信息,输出三维成像结果。

2 实例分析

在 The MNISTDatabase (<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>) 中选取某雷达回波数据集,共包括 20000 多个 VHF 相干散射雷达观测回波强度数据文件,每 2 h 更新一次,基于 Matlab 构建中小尺度对流天气场景的仿真环境,验证本文方法的雷达回波图像生成效果。选取部分短时强降水数据分别通过本文方法与文献[4]的相似度评估方法及文献[5]最小二乘方法对雷达回波数据进行处理,处理后的雷达回波数据的反射率可视化显示结果如图 2 所示。

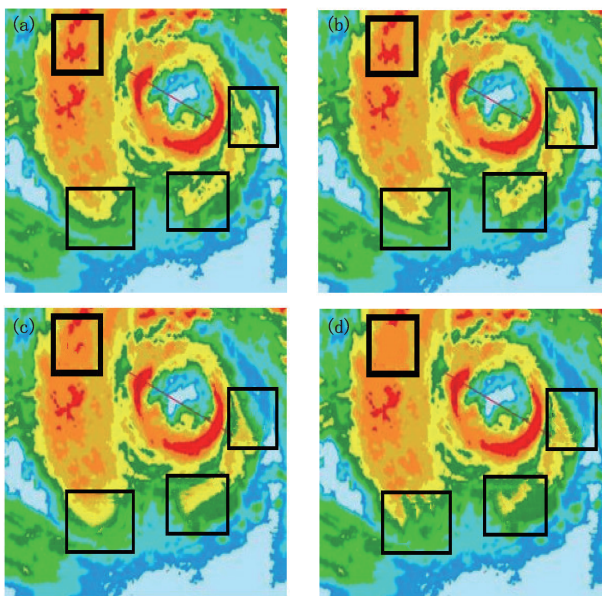


图 2 雷达回波数据处理结果:(a) 原始雷达回波数据图, (b) 本文方法, (c) 文献[4]方法, (d) 文献[5]方法

观察图 2 可知,经过文献[4]方法与文献[5]方法处理后的雷达回波图像框选区域相对模糊,数据丢失严重,不能够最大限度的将雷达信息保留。而应用本文方法的傅里叶插值法处理后,雷达回波范围与原图的相似度更高,即使在强对流天气内,雷达回波信息依然能够最大程度留存。

相对成像误差(RIE)是权衡算法的成像性能标准,为在中小尺度强对流天气下生成最优质的雷达回波图像,试验依据贝叶斯理论,对比河流、山川及

建筑在不同信噪比下的成像误差。结果见图 3。

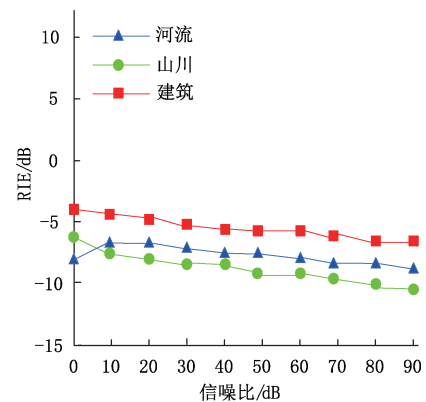


图 3 河流、山川及建筑相对成像误差 RIE 对比

如图 3 可知,在中小尺度强对流天气下,通过逐渐增大信噪比,河流、山川及建筑的成像误差值均在 0 以下,相对成像误差极小,而河流是经常或间歇有水流动的线形天然水道,地质特征和地理特征动态化,影响回波信号稳定性,但是应用本文方法后,其同样具有更高的时空分辨率,可以准确分析流速分布的特点和目标运动的时空冗余信息,便于地面河流的形态及水位信息呈现,成像性能在不同信噪比下均能保持良好。

在雷达成像时,目标散射体通常稀少且散落地分布在平面区域内。为简便对比设置二维平面进行仿真试验,统计 3 种方法在二维平面上的雷达回波成像效果。如图 4 所示。

观察图 4,通过 3 个方法的对比可以看出,文献[4]方法在成像时,辨识目标位置不够清晰且部分幅度缺失。文献[5]方法仅能获取少部分雷达目标信息,大幅度缺失目标信息,使生成目标图像的难度增大。本文方法得出的成像结果最贴近目标图像,雷达目标信息清晰可见,因此本文方法更适用于中小尺度强对流天气雷达回波图像的生成。

在重复插值过程中,每个采样数据的雷达回波强度影响着雷达回波图像生成质量,由此,需要分析探测目标矩阵、噪声及回波信号的周期信号采集时间,在控制相同数据量的情况下,分析采集效率,分析结果如图 5 所示。

由图 5 可知,与常规距离线性插值方法相对比,在探测目标信号、探测噪声、切向回波、径向回波、实部散射、虚部散射的周期信号采集过程中,本文方法的所用时间皆较短,保证整体算法的应用效率。

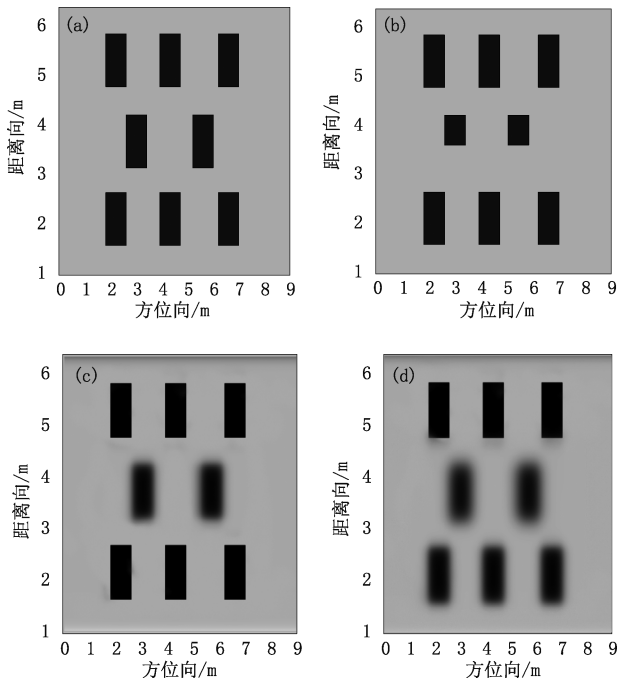


图 4 二维平面上的雷达回波成像效果:(a)原始目标图像, (b)本文方法结果,(c)文献[4]方法,(d)文献[5]方法

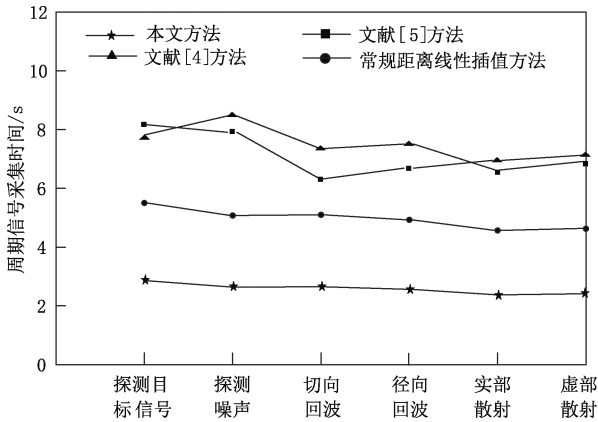


图 5 二维平面上的雷达回波成像效果

3 结论

本文有效结合傅里叶插值法以及改进变分贝叶斯法,共同实现中小尺度强对流天气的雷达回波图像生成,保证处理后的数据保留度较高,成像误差小,贴近目标图像,在中小尺度强对流天气下可以较好地生成雷达回波图像。

然而本文方法在雷达成像时,设置的网格大小稀疏且固定,若扩大网格大小是否会对成像造成影响,还有待研究及优化。

参考文献

- [1] 王坚红,张俞,王群,等. 中小尺度强对流天气雷达径向风精细化定量特征与预警信息研究[J]. 气象科学, 2020, 40(4): 485-496.
- [2] 黄小玉,彭洁,毛紫阳,等. 多普勒天气雷达有源干扰回波识别算法研究[J]. 气象, 2019, 45(3):371-380.
- [3] 文浩,张乐坚,梁海河,等. 基于模糊逻辑的新一代天气雷达径向干扰回波识别算法[J]. 气象学报, 2020, 78(1): 116-127.
- [4] 王姣姣,王欣,高彦泽,等. 基于相似度评估的激光雷达回波场景生成优化[J]. 光学学报, 2021, 41(20):192-202.
- [5] 钱丽,杨星宇,王晓强. ISAR 系统相位失真的一种校正方法[J]. 现代雷达, 2019, 41(7):49-53+60.
- [6] 薛晓颖,任国玉,孙秀宝,等. 中国中小尺度强对流天气气候学特征[J]. 气候与环境研究, 2019, 24(2):199-213.
- [7] 郭佳,吴艳峰,罗丽,等. CINRAD-SA 偏振雷达定量降水估测算法改进及应用评估[J]. 气候与环境研究, 2020, 25(3): 305-319.
- [8] 黄兴友,马玉蓉,胡苏蔓. 基于深度学习的天气雷达回波序列外推及效果分析[J]. 气象学报, 2021, 79(5):817-827.
- [9] 李方轶,李映,杨静. 基于模糊规则的插值推理算法综述[J]. 计算机学报, 2022, 45(8):1687-1711.
- [10] 陈艺,樊梦婷,熊祥光. 基于插值技术和多层折叠的可逆数据隐藏算法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(14):5706-5713.
- [11] 马圣杰,王勇,郝士琦,等. 基于小波分形插值算法的大气湍流波前畸变重构[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2022, 23(3):47-52.
- [12] 王兴,王坚红,卞浩瑄,等. 一种雷达回波曲线智能识别的方法[J]. 热带气象学报, 2020, 36(3):317-327.
- [13] 桂园园,马中元,齐永胜,等. 2017 年鹰潭市城区暴雨天气与回波特征分析[J]. 自然灾害学报, 2020, 29(3):63-75.
- [14] 庄晓翠,张云惠,周雪英,等. 新疆短时强降水天气雷达回波特征[J]. 气象, 2021, 47(11):1402-1415.
- [15] 赵健,卢晓光,李海,等. 低信噪比下雷达回波谱矩快速估计方法[J]. 信号处理, 2020, 36(5):703-709.
- [16] 陈亚军,梁海河,张乐坚,等. 新一代天气雷达晴空回波反射率因子特征分析[J]. 气象科技, 2022, 50(3):303-313.
- [17] 沃伟峰,赵昶昱,段晶晶,等. 基于 VTK 的雷达基数据交互式三维重建功能及其业务应用[J]. 气象科技, 2022, 50(3): 449-458.
- [18] 李丰,阮征,王红艳,等. 基于功率谱的风廓线雷达回波强度定标方法[J]. 应用气象学报, 2021, 32(3):315-331.
- [19] 方德浩,许万,陈幼平,等. 基于激光雷达回波强度的反光板位置拟合方法[J]. 中国机械工程, 2021, 32(2):204-211.
- [20] 方巍,庞林,张飞鸿,等. 对抗型长短期记忆网络的雷达回波外推算法[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(5):1067-1080.
- [21] 周彬斌,齐向阳,王炳乾. 大偏心率小倾角 GEO SAR 观测特性及成像研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(6):92-97.

- [22] 刘瑾,王丛梅,胡志群,等. 华北地区一次长生命史超级单体雹暴特征观测[J]. 气象科技, 2022,50(3):390-402.
- [23] 吴福浪,杨丽敏,蒋迪,等. 一次致灾超级单体雹暴过程数值模拟和发展机制分析[J]. 气象科技, 2021, 49(1):86-94.
- [24] 李淑慧,邓志红,冯肖雪,等. 强杂波背景下基于变分贝叶斯推理的机载雷达目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2022, 50(5): 1089-1097.
- [25] 赵晋斌,王凯,李盼. 基于规则推理和贝叶斯网络算法的多方证据关联分析[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(5): 508-514.
- [26] 刘俊,周红根,刘新安,等. 江苏北部龙卷雷达组网探测策略[J]. 气象科技, 2021, 49(2):157-165.
- [27] 沃伟峰,赵昶昱,段晶晶,等. 基于VTK的雷达基数据交互式三维重建功能及其业务应用[J]. 气象科技, 2022, 50(3): 449-458.
- [28] 尹麒名,甘建红,漆慧,等. 一种改进的循环神经网络雷达图像外推算法[J]. 气象科技, 2021, 49(1):18-24+45.
- [29] 李国翠,铃伟妙,李禧亮. “16·7”石家庄特大暴雨多源观测信息特征分析[J]. 气象科技, 2022,50(2):234-242.
- [30] 王博. 激光雷达能见度回波信号去噪算法[J]. 气象科技, 2021, 49(3):322-327.

Radar Echo Image Generation Method for Medium- and Small-Scale Severe Convective Weather

LI Chuanhao¹ ZHANG Xiujuan² BU Qinglei¹

(1 Jinan Meteorological Bureau, Jinan 250000; 2 Jinan Weather Modification Center, Jinan 250000)

Abstract: In order to generate high-quality radar echo images in complex environments and reduce the phenomenon of target information loss and relative imaging error, a radar echo image generation method based on small and medium-scale strong convection weather is proposed. The Fourier interpolation method, which can retain the radar echo characteristics to the maximum extent, is used to form the 3D regular grid data of radar echo with uniform spatial resolution. Based on the improved variational Bayesian theory, the radar echo image of small- and medium-scale convective weather radar is super-resolved and generated. The experimental results show that the radar echo range of the medium-small scale strong convection weather radar processed by this method is highly similar to the original image. The radar echo information can be retained to the maximum extent. This method can generate clear radar echo images; there is no lack of target information; and the relative imaging error is very small.

Keywords: medium and small scale; severe convective weather; radar echo image; radar echo characteristic; fourier interpolation; variational Bayes