

黄思训, 曹小群, 闵锦忠. 变分方法反演双多普勒雷达低层二维风场 [J]. 南京气象学院学报, 2008, 31(4): 453-459.

变分方法反演双多普勒雷达低层二维风场

黄思训¹, 曹小群^{1,2}, 闵锦忠³

(1 中国人民解放军理工大学 气象学院, 江苏 南京 211101; 2 国防科技大学, 湖南 长沙 410073
3 南京信息工程大学 江苏省气象灾害重点实验室, 江苏 南京 210044)

摘要: 提出用变分方法和正则化方法相结合反演双多普勒雷达资料的低层二维风场的方法, 即在目标泛函中加入正则化项(先验信息项)且合理选择正则化参数。数值试验结果表明: 正则化项的引入能有效滤除反演风场中因奇点和观测资料引起的误差, 提高反演精度, 得到最优的全局反演风场。

关键词: 双多普勒雷达反演; 变分方法; 正则化方法; 二维风场

中图分类号: P412.16 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-2022(2008)04-0453-07

Retrieval of Dual-Doppler Radar's 2-D Lower Level Wind Field Using a Variational Method

HUANG Si-xun¹, CAO Xiao-qun^{1,2}, MIN Jin-zhong³

(1 Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China
2 National University of Defense Technology, Changsha 410073, China
3 Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Disaster NUST, Nanjing 210044, China)

Abstract The method of direct solving equations is often applied in the retrieval of lower layer 2-D winds from the dual-Doppler radar data, but there are many limitations: singular points shall pollute their circumambient retrieval results and the observations' errors would affect the accuracy of retrieval, etc. A variational method in combination with a regularization method is introduced in this paper, wherein a regularization term is added to the target functional and regularization parameters are reasonably selected. Numerical experiments show that the introduction of the regularization term can efficiently filter the errors of retrieval wind field, resulted from singular points and observations, improve the retrieval accuracy, and yield the optimal global retrieval wind field.

Key words retrieval of dual-Doppler radar; variational method; regularization method; 2-D wind field

0 引言

多普勒雷达是观测降水云最基本的工具之一, 它能够同时获取降水粒子的径向速度和雷达反射率因子的特点, 在中小尺度强对流灾害性天气系统(如龙卷、强风暴、微下击暴流)的研究和业务监测以及临近预报方面具有无法替代的重要作用。它能够迅速扫描降水系统从而获得云体内部各个部位的观测资料。多普勒雷达是沿着波束方向测量水凝粒子的相对速度和后向散射能量从而分别获得径向

速度和雷达反射率因子的。随着雷达技术的发展, 新的测量方法即利用雷达发射和接收信号的不同极化状态能够获得更多水凝物特征的信息, 而应用相距一定距离的两部或多部多普勒天气雷达的观测资料还可以获得降水系统内部的三维风场信息。我国正在建设的下一代天气雷达网是以脉冲多普勒天气雷达为主体, 建成后的雷达网将为沿海一带和长江流域多台风和多暴雨地区提供双多普勒雷达资料, 因此双多普勒雷达风场反演就成为一个重要的研究方向。

收稿日期: 2008-04-10 改回日期: 2008-06-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40775023, 40575052); 江苏省气象灾害重点实验室资助项目(KLME0606)

作者简介: 黄思训(1946-), 男, 上海金山人, 硕士, 教授, 博士生导师, 研究方向为大气中的反演和同化技术, huangsxr@yahoo.com.cn.

国内外的很多科研工作者们致力于双多普勒雷达风矢量场反演,并取得了很大的进展。Amijo在笛卡儿坐标系下提出了双多普勒天气雷达联合探测大气风场的原理并给出求解方程,但在实际反演中存在许多需要改进的地方,影响反演精度的因素主要包括:天气系统内部的扰动和快速变化;由反射率因子估算粒子终端速度的不准确(两者是统计关系);连续方程求解时边界条件的选择;两部雷达采样时不能保证同时获取空间同一点的数据,甚至不能获取同一点的数据,而在反演时必须通过插值来解决等^[1-4]。这些问题至今仍未得到很好的解决。为了部分解决上述问题,使两部雷达所获取的资料尽可能多地处在共同取样空间,简化求解,Lhemitte等^[5]提出了双多普勒雷达“共面”反演技术(COPLAN),后经Miller等^[6]将其完善,这种方法是使两部雷达同步扫描一些过雷达基线的斜面,共面技术也可用于数据处理,以简化求解。其缺点在于需要多次空间插值,降低了反演精度。在共面技术中由于采用共面柱坐标系,斜面上的两个正交速度分量可直接求解,垂直速度可以通过连续方程求解,但笛卡儿坐标系中的速度仍需要再次通过公式推导。如果在笛卡儿坐标系中反演风场,需要使用叠代法求解垂直速度,因而反演结果并不理想,而且若雷达仰角过大,粒子终端速度在径向上的投影分量也会增大,同样会对反演造成影响。Ray等^[7]提出ODD技术(overdetermined dualDoppler),由欧拉方程反演风场。Chong等^[8]在此基础上提出了EODD技术(extended ODD),解决了迭代算法的缺点。之后,Bousquet等^[9]又发展了多部多普勒雷达综合和连续调整技术(MUSCAT),使用变分法一步完成三维风场的求解,将其用于机载雷达风场反演。周海光等^[10]将MUSCAT用于地基多部多普勒雷达三维风场反演(简称地基MUSCAT),提出了雷达原始资料的预处理、空间插值、反演结果的可靠性检验等新方法,以提高反演结果的可信度和精确度。周海光的算法采用变分技术,一步完成三维风场的求解,避免了大多数反演技术中由于使用迭代算法求解带来的反演误差和方程缺陷;算法只使用一次Cressman插值,避免了经典的共面反演技术和现在各种基于共面技术的变分算法由于插值带来的误差;同时由于引入了质量连续方程弱约束项,使得积分连续方程所造成的误差累积对反演速度的影响有了改善,在一定程度上克服了求解高层速度的不稳定性。

用双多普勒雷达资料反演低层二维风场,通常

采用直接求解方程组的方法来处理,但该方法存在许多缺陷:奇点将污染其周围的反演结果和观测误差会影响反演精度等。本文提出的变分方法反演双多普勒雷达低层二维风场,通过在目标泛函中加入正则化泛函项(先验信息项)和选用合适的正则化参数,以期达到成功解决上述问题的目的。

1 理论推导

当两个处于不同位置的多普勒雷达同时观测空间中某处的大气时,分别获得径向风观测资料($V_{r_1}^{obs}, V_{r_2}^{obs}$)。空间中某一点的风矢量(u, v, w)和两个径向风观测值之间有如下的关系:

$$\begin{cases} V_{r_1}^{obs} = u \frac{x - x_{rad1}}{r_1} + v \frac{y - y_{rad1}}{r_1} + \\ (w + V_t) \frac{z - z_{rad1}}{r_1} + \omega'_i; \\ V_{r_2}^{obs} = u \frac{x - x_{rad2}}{r_2} + v \frac{y - y_{rad2}}{r_2} + \\ (w + V_t) \frac{z - z_{rad2}}{r_2} + \omega'_{2b} \end{cases} \quad (1)$$

其中($x_{rad1}, y_{rad1}, z_{rad1}$)、($x_{rad2}, y_{rad2}, z_{rad2}$)分别为雷达1、雷达2所在位置的坐标。 V_t 为雨滴粒子的终端速度,可由与雷达反射率因子(Z ,单位: dBZ)的统计关系估计出来: $V_t = -4.32 \cdot Z^{0.0714286}$ 。 r_1, r_2 分别为风场反演点与两个雷达的距离,且有 $r_i = \sqrt{(x - x_{rad i})^2 + (y - y_{rad i})^2 + (z - z_{rad i})^2}$, ($i = 1, 2$)。 ω'_b, ω'_{2b} 分别为雷达的观测误差。在雷达以低仰角(如: 0.3°)作低层扫描时,有 $z - z_{rad1} \ll r_1$ 和 $z - z_{rad2} \ll r_2$ 成立。故(1)式可写成下面的两个等式:

$$\begin{cases} V_{r_1}^{obs} = u \frac{x - x_{rad1}}{r_1} + v \frac{y - y_{rad1}}{r_1} + \omega_i; \\ V_{r_2}^{obs} = u \frac{x - x_{rad2}}{r_2} + v \frac{y - y_{rad2}}{r_2} + \omega_{2b} \end{cases} \quad (2)$$

误差项 ω_1 和 ω_2 包含有两部分,第一部分为雷达的观测误差 ω'_1 和 ω'_2 ,第二部分为省略垂直速度和雨滴终端速度所带来的误差。在雷达作低层扫描时,第二部分误差在靠近雷达的区域非常小。理论上,由径向风观测资料反演低层二维风场(u, v),若不考虑误差 ω_b, ω_{2b} 则由(2)式知,由两个方程决定两个未知数,问题是适定的,即可以通过直接解线性方程组的方法得到(u, v)。但这种方法存在许多问题:一是解方程组时,在求解公式中分母可能出现0即存在奇点,奇点会给反演结果带来大的误差;二是用这种方法获得的风场可能是局部最优的,但不

是在整个反演区域上的全局最优; 三是直接解方程组不能使用先验信息优化解, 如滤除风场中的细微结构和快波成分。针对上面这些问题, 本文提出分析双多普勒雷达低层二维风场的变分方法, 目标是尽量减小奇点和观测资料中的误差给反演风场带来的全局误差, 同时加入先验信息来优化风场。

为了由径向风观测资料反演得到最佳的低层二维风场, 选择如下形式的目标泛函:

$$J[u(x, y), v(x, y)] = J_1 + J_2 + J_3 + J_4, \quad (3)$$

其中:

$$J_1 = \frac{\gamma_1}{2} \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} \omega_1^2 d\Omega = \frac{\gamma_1}{2} \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} [V_{r_1}^{obs} - H_1(u, v)]^2 d\Omega$$

$$J_2 = \frac{\gamma_2}{2} \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} \omega_2^2 d\Omega = \frac{\gamma_2}{2} \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} [V_{r_2}^{obs} - H_2(u, v)]^2 d\Omega$$

$$J_3 = \frac{\gamma_3}{2} \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} (|\dot{\cdot} u|^2 + |\dot{\cdot} v|^2) d\Omega;$$

$$J_4 = \frac{\gamma_4}{2} \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} \left[\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 v}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] d\Omega$$

在目标泛函项 J_1 和 J_2 中, $H_i(u, v) = u \frac{x - x_{rad i}}{r_i} +$

$v \frac{y - y_{rad i}}{r_i}$ ($i = 1, 2$) 是投影算子, 表示把反演出来的

二维风场 (u, v) 分别投影到雷达 1 和雷达 2 的发射波束上, 转变为对应雷达上的径向风分析量。 $V_{r_1}^{obs}$ 和 $V_{r_2}^{obs}$ 分别是两个雷达获得径向风观测资料。因此 J_1 和 J_2 衡量的是径向速度分析量和观测量两者之间的误差大小, 其值越小, 则表明反演出来的 (u, v) 越准确。 $[x_1, x_2] \times [y_1, y_2]$ 是所选取的反演区域, $d\Omega = dx dy$ 。 J_3 是正则化稳定泛函项或空间平滑惩罚项, 真实风场一般在空间上变化都比较平缓, 该项可以抑制和去除风场中的快波成分, 同时也可以克服反演中的不适定性。 $\dot{\cdot} = i \frac{\partial}{\partial x} + j \frac{\partial}{\partial y}$ 是水平方向的

梯度算子。 J_4 的作用和 J_3 相似, 但是作用在 (u, v) 的一阶导数项上, 该项的意义是使 (u, v) 的一阶导数项在空间部分上尽量连续。 J_3 和 J_4 可以统称为先验信息约束项, 一般在反演问题欠定的情况下, 即在待反演的未知数数目大于方程数目的情况下, 加

入先验信息克服欠定现象。在本文中, 主要是因为径向风观测资料中存在误差, 先验信息的引入可以滤除误差, 优化风场, 同时消除奇点对周围风场的污染。 $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ 和 γ_4 为对应目标泛函项的权重系数, 主要是用来调整目标泛函中各项的量级, 它们的大小可以通过多次试验调节得到。一般来说 γ_3 和 γ_4 的取值比 γ_1 和 γ_2 要小, 从反问题经验出发, 一般来说 γ_3 和 γ_4 取值在 $0.01 \sim 0.000\ 001$ 之间, 下面取为 $0.000\ 1$ 。总的来说, 目标泛函 J 的值越小, 表明径向速度分析量和观测资料越一致, 反演量 (u, v) 越近似满足先验信息 (物理规律), 同时说明反演的二维风场越准确。反演的最终目的就是使目标泛函 J 达到极小值^[11-14]。

在目标泛函 J 的极小化过程中, 要用到最优优化算法 (如: 牛顿下山法、拟牛顿下山法、共轭梯度法等)。这些算法的实现, 计算 J 对各未知量 (u, v) 的梯度是必须的, 下面利用变分方法计算该梯度。为计算方便, 先定义如下的内积:

$$\langle f_1, f_2 \rangle = \int_{x_1}^{x_2} \int_{y_1}^{y_2} (f_1 \cdot f_2) d\Omega.$$

其中, f_1 和 f_2 是对应内积空间里的函数。下面分 3 个步骤导出目标泛函 J 对控制变量 (u, v) 的泛函梯度。

第 1 步: 定义控制变量的扰动形式。

对反演量 (u, v) 进行扰动, 即令 $u \rightarrow u + \delta \hat{u}$, $v \rightarrow v + \delta \hat{v}$, 定义 (\hat{u}, \hat{v}) 为

$$\hat{u} = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{u - u_0}{\delta}, \quad \hat{v} = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{v - v_0}{\delta}. \quad (4)$$

第 2 步: 写出目标泛函导数的形式。

泛函 J 在 (u, v) 沿着 (\hat{u}, \hat{v}) 的方向导数按定义为

$$J' [u, v; \hat{u}, \hat{v}] = \langle \dot{\cdot} u J, \hat{u} \rangle + \langle \dot{\cdot} v J, \hat{v} \rangle, \quad (5)$$

另一方面, 利用 J 的表达式 (4) 有

$$\left\{ \begin{aligned} J'_1 &= \gamma_1 \langle \hat{u}, [H_1(u, v) - V_{r_1}^{obs}] \frac{x - x_{rad1}}{r_1} \rangle + \gamma_1 \langle \hat{v}, [H_1(u, v) - V_{r_1}^{obs}] \frac{y - y_{rad1}}{r_1} \rangle, \\ J'_2 &= \gamma_2 \langle \hat{u}, [H_2(u, v) - V_{r_2}^{obs}] \frac{x - x_{rad2}}{r_2} \rangle + \gamma_2 \langle \hat{v}, [H_2(u, v) - V_{r_2}^{obs}] \frac{y - y_{rad2}}{r_2} \rangle, \\ J'_3 &= -\gamma_3 \langle \hat{u}, \dot{\cdot}^2_H u \rangle - \gamma_3 \langle \hat{v}, \dot{\cdot}^2_H v \rangle, \\ J'_4 &= \gamma_4 \langle \hat{u}, \dot{\cdot}^4_H u \rangle + \gamma_4 \langle \hat{v}, \dot{\cdot}^4_H v \rangle. \end{aligned} \right. \quad (6)$$

在上式中定义了两个水平算子: $\cdot^2_H = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$,

$$\cdot^4_H = \frac{\partial^4}{\partial x^4} + \frac{\partial^4}{\partial y^4} + \frac{\partial^4}{\partial x^2 \partial y^2}$$

第 3 步: 求出泛函梯度的表达形式。

由 (5) 式和 (6) 式有

$$\begin{aligned} < \cdot^2_u J, \hat{u} > + < \cdot^2_v J, \hat{v} > = \\ \gamma_1 < \hat{u}, [H_1(u, v) - V_{r_1}^{obs}] \frac{x - x_{rad1}}{r_1} > - \\ \gamma_3 < \hat{u}, \cdot^2_H u > + \\ \gamma_1 < \hat{v}, [H_1(u, v) - V_{r_1}^{obs}] \frac{y - y_{rad1}}{r_1} > - \\ \gamma_3 < \hat{v}, \cdot^2_H v > + \\ \gamma_4 < \hat{u}, \cdot^4_H u > + \\ \gamma_4 < \hat{v}, \cdot^4_H v > + \\ \gamma_2 < \hat{u}, [H_2(u, v) - V_{r_2}^{obs}] \frac{x - x_{rad2}}{r_2} > + \\ \gamma_2 < \hat{v}, [H_2(u, v) - V_{r_2}^{obs}] \frac{y - y_{rad2}}{r_2} >. \end{aligned} \quad (7)$$

由 (7) 式可得目标泛函 J 关于各个反演量 (u, v) 的梯度值:

$$\left\{ \begin{aligned} \cdot^2_u J &= \gamma_1 [H_1(u, v) - V_{r_1}^{obs}] \frac{x - x_{rad1}}{r_1} + \\ &\gamma_2 [H_2(u, v) - V_{r_2}^{obs}] \frac{x - x_{rad2}}{r_2} - \\ &\gamma_3 \cdot^2_H u + \gamma_4 \cdot^4_H u, \\ \cdot^2_v J &= \gamma_1 [H_1(u, v) - V_{r_1}^{obs}] \frac{y - y_{rad1}}{r_1} + \\ &\gamma_2 [H_2(u, v) - V_{r_2}^{obs}] \frac{y - y_{rad2}}{r_2} - \\ &\gamma_3 \cdot^2_H v + \gamma_4 \cdot^4_H v. \end{aligned} \right. \quad (8)$$

记 $R = (R_1, R_2) = (u, v)$, 在目标泛函关于 R 的梯度求出之后, 选择合适的下降算法, 对其进行迭代,

$$R^{n+1} = R^n + \rho \left[\frac{\partial J}{\partial R} \right], \quad (9)$$

最终可以获得所求风场的反演值。这里 n 是迭代数目, 当 n = 0 时代表猜测值, 当 n = 1, 2, 3 .. 时代表新的反演值; ρ^{n+1} 为第 n 次最优迭代步长, 其具体大小由最优控制理论中的线搜索过程决定, $f \left[\frac{\partial J}{\partial R} \right]$ 是由前几次迭代共同决定的最优下降方向。本文数值实验中所使用的下降算法为拟牛顿算法^[15]。

利用变分方法由双多普勒雷达径向速度观测资料对 $R = (u, v)$ 进行反演可以分成下面的 3 个步骤:

第 1 步: 选择控制变量 R 的初始估计值。

第 2 步: 按照式 (8) 求得目标泛函关于 R 的梯度值。

第 3 步: 利用适当的下降算法, 求出步长 ρ^{n+1} , 按照 (9) 对 R 进行迭代, 求出新的反演值。若满足程序终止条件 (如达到所要求的收敛精度或迭代次数已达到事先预订的最大数目), 终止程序; 若不能满足, 利用新反演值从第二步开始进行新一轮迭代循环。

2 数值实验结果

2.1 试验设计

为了检验变分方法反演双多普勒雷达低层二维风场的有效性, 下面使用模拟的双多普勒雷达资料反演由兰金涡生成的理想流场。首先指定风场反演区域, 坐标原点为区域中心, 向 x 轴和 y 轴正负方向各伸展 30 km, 即 $[x_1, x_2] \times [y_1, y_2] = [-30 \text{ km}, 30 \text{ km}] \times [-30 \text{ km}, 30 \text{ km}]$ 。y 轴正方向和 x 轴正方向分别指定为地理位置的正北方向和正东方向。雷达 1 位于反演区域的正南方向, 距离区域中心 60 km; 雷达 2 位于反演区域的正西方向, 距离区域中心 60 km。两个雷达相对于反演区域的具体位置如图 1 所示。反演中所使用的资料为最低仰角 (0.3°) 资料, 可认为获得的观测资料都近似在一个水平面上。同时假设两个雷达在同一时刻获得同一点的观测资料。反演区域的网格距和资料分布密度相同, 都是: $\Delta x = 3 \text{ km}$, $\Delta y = 3 \text{ km}$ 。由兰金涡和均匀平流复合生成的待反演流场具体指定如下:

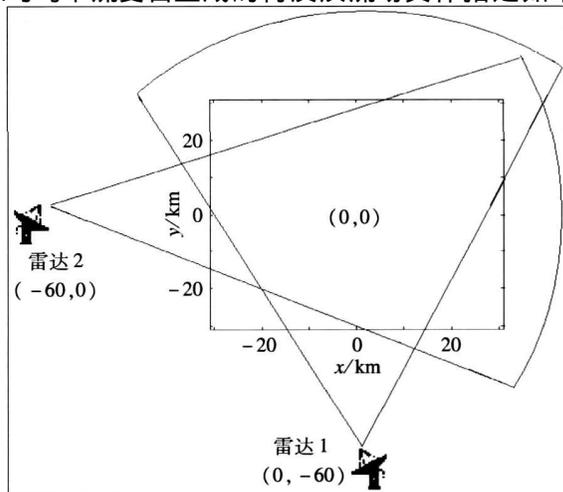


图 1 两个观测雷达相对于反演区域的位置

Fig 1 Two observing radars' positions relative to the retrieval area

涡度流: $v_\phi(R) = v_{\phi_{max}} \left(\frac{R}{R_{max}} \right)^\lambda \hat{e}_\phi$; 散度流或径向流:

$v_r(R) = v_{r_{max}} \left(\frac{R}{R_{max}} \right)^\lambda \hat{e}_r$ 。这里 $v_{\phi_{max}} = 40 \text{ m/s}$, $v_{r_{max}} = -10 \text{ m/s}$, R 是距涡旋中心的距离, 涡旋中心和反演区域中心重合, $R_{max} = 15 \text{ km}$ 。 \hat{e}_ϕ 和 \hat{e}_r 分别表示切向和径向方向的单位矢量, 当 $0 < R < R_{max}$ 时, $\lambda = 1$, 当 $R > R_{max}$ 时, $\lambda = -1$ 。把由兰金涡生成的理想流场叠加到一个风向为西北、大小为 10 m/s 的均匀冷平流上, 整个生成的风场如图 2 所示。

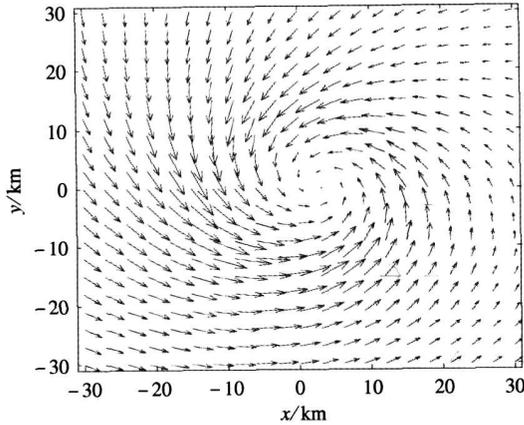


图 2 生成的真实涡旋风场

Fig 2 The real vortex wind field generated from a Rankin vortex plus a uniform NW flow (10 m/s)

观测资料 ($V_{r1}^{obs}, V_{r2}^{obs}$) 的生成方法是把图 2 所示的风场分别投影到雷达 1 和雷达 2 的发射波束方向上, 然后加入高斯型的白噪声作为观测误差和省略误差。两个雷达虚拟生成的观测资料如图 3 和图 4 所示, 实线表示径向速度的非负值, 虚线表示径向速度的负值。以图 3 为例, 观测资料中存在明显的气

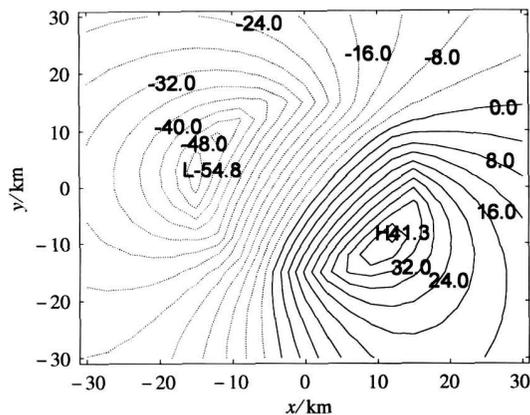


图 3 雷达 1 获得的径向速度观测资料

Fig 3 Simulated radial velocities for radar 1

旋标志, 即在零速度线两侧具有近似对称的径向速度等值线, 且在涡旋中心两侧核半径处具有相反符号的峰值速度值。若均匀流场越强, 则径向速度等值线越不对称, 但这种气旋或反气旋标志仍然存在。在图 3 中, 多普勒雷达位于涡旋中心正南方 60 km 处。因为多普勒雷达只能探测到气流沿雷达波束方向的分量, 因此在多普勒速度零线上任何一点的气流都是垂直于零线的。多普勒速度零线的右边, 气流是移离雷达的, 而左边是移向雷达的。图 4 的情形和图 3 的情形差不多, (图 4 上, 雷达中心在涡旋的西侧) 近似把图 3 顺时针旋转 45° (从图上看和实际分析, 应为顺转 90°), 这是因为雷达 1 和 2 的观测位置不同^[16-18]。

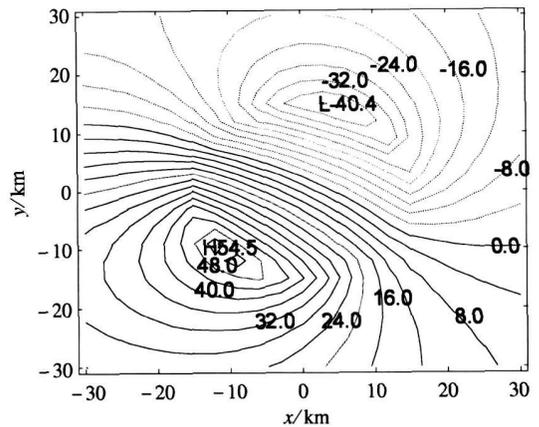


图 4 雷达 2 获得的径向速度观测资料

Fig 4 Simulated radial velocities for radar 2

数值试验的目的是由图 3 和 4 中的双多普勒雷达资料 ($V_{r1}^{obs}, V_{r2}^{obs}$) 反演低层的二维风场 (u, v)。本文做了 3 个数值试验: 第 1 个试验是利用双多普勒雷达的观测资料, 在 (2) 式中略去误差项, 直接解方程组获得风场; 第 2 个是用变分方法反演二维风场, 但不加入正则化项; 第 3 个是用变分方法反演二维风场, 同时加入正则化项。

2.2 试验结果分析

在数值试验一中, 在解方程的过程中, 在点 $(-30, -30)$ 上求解公式的分母为 0 即这点为奇点, 导致无法求解。当然这个问题可以通过周围点的风场插值解决, 但插值的精度是有限的。同时在实际雷达观测资料中, 不能预先知道奇点的位置。

在数值试验二中, 使用变分方法来求解反演问题, 但不加入先验信息项。各权重系数取值如下: $\gamma_1 = 1.0$, $\gamma_2 = 1.0$, $\gamma_3 = 0$, $\gamma_4 = 0$, γ_3 和 γ_4 取值为零, 表示不加入正则化项或先验信息项。控制变量

(u, v) 的初猜值都取 7.0 m/s 。反演风场的误差如图 5 所示, 在图中的大部分区域反演较好, 反演误差较小; 但在靠近奇点 ($-30 - 30$) 的反演区域西南角, 反演误差较大。这表明, 虽然变分方法能通过迭代算法中的调整过程克服区域中某些点的奇异性, 但奇异点的误差还是污染到了其周围的区域。这个缺点可以通过下面加入先验信息项加以克服。

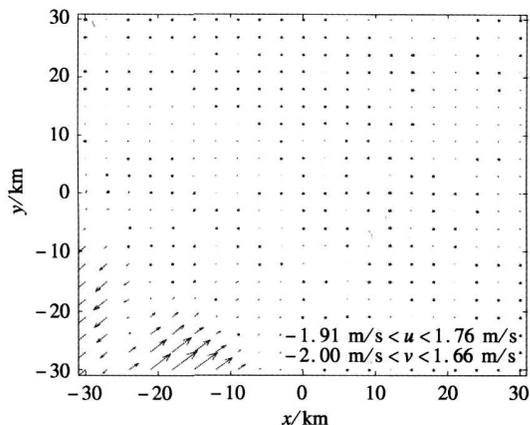


图 5 正则化前的反演风场误差

Fig. 5 The errors of retrieval wind field before regularization

在数值试验三中, 同样是使用变分方法求解反演问题, 但同时加入正则化项。初猜值的取值同试验二。各权重系数取值如下: $\gamma_1 = 1.0$, $\gamma_2 = 1.0$, $\gamma_3 = 0.0001$, $\gamma_4 = 0.0001$ 。数值试验的反演结果如图 6 所示。比较图 5 和图 6 可知, 加入正则化项后的反演误差比不加入正则化项的误差有明显的减小, 在奇异点风场分量 (u, v) 的误差也减小到 ($-0.78 \text{ m/s} - 0.77 \text{ m/s}$)。在其他反演区域, 反

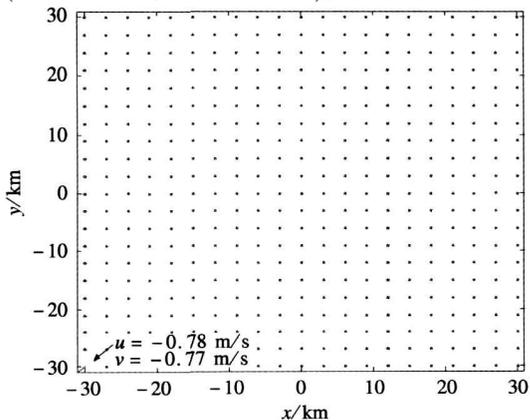


图 6 正则化后的反演风场误差

Fig. 6 The errors of retrieval wind field after regularization

演精度也有提高。这表明, 正则化项能很好地滤除奇点带来的误差和高斯型白噪声误差。实际上, 在加入正则化项前, 各个点的反演是孤立的反演, 由各点上的观测资料决定反演值, 和其周围的反演点没有联系; 但在加入正则化项后, 由离散的反演梯度知, 梯度中不但有观测资料信息, 还有周围反演点的信息。图 7 是加入正则化项后的风场反演结果, 与图 2 比较可知, 二者非常一致。

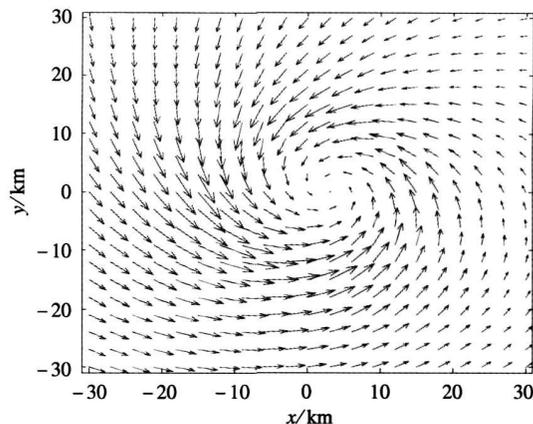


图 7 正则化后的反演风场

Fig. 7 The retrieval wind field after regularization

3 结论

由双多普勒雷达资料反演低层二维风场, 这个问题本来是可以直接解方程组的方法解决。但在直接解方程组求解风场时, 可能会出现奇点, 导致问题不可解; 同时该方法还有许多缺陷, 如观测资料中的误差会影响反演精度, 不能有效利用先验信息等。本文提出了变分方法反演双多普勒雷达低层二维风场, 变分方法的优点是可以加入其他信息 (如其他种类的观测资料和控制变量之间的约束关系等) 以得到全局最优解。在此问题中, 本文加入了正则化项, 数值试验结果表明: 正则化项的引入很好地克服了奇点污染其周围风场问题, 滤除了高斯型的白噪声误差, 提高了反演精度。下一步的工作是由双多普勒雷达观测资料反演三维风场, 三维风场反演是一个欠定问题, 即未知数的数目大于方程数目。但欠定性可通过同时引入三维空间中滞弹性连续方程和正则化项来克服, 这种方法也可称为广义三维风场的变分分析方法^[19]。同时计划把该方法应用到实际的双多普勒雷达资料反演上去。

参考文献:

- [1] 张沛源, 周海光, 胡绍萍. 双多普勒天气雷达风场探测可靠性研究 [J]. 应用气象学报, 2002, 13(4): 485-496
- [2] 朱敏华, 周红根. 多普勒天气雷达在阵风锋监测中的应用 [J]. 气象科学, 2006, 26(1): 97-102
- [3] 古金霞, 顾松山, 陈钟荣. 双普勒天气雷达反演大气三维风场的个例研究 [J]. 南京气象学院学报, 2005, 28(6): 833-839
- [4] 石燕, 冯晋勤, 魏鸣. 一次强降雨过程的简化伴随模式风场反演 [J]. 南京气象学院学报, 2006, 29(4): 533-539
- [5] Lhem itte R M, Miller L J Doppler radar methodology for the observation of convective storms [C] //14th Radar Meteorology Conference American, Tucson Amer Meteor Soc, 1970: 133-138
- [6] Miller L J, Strauch R G. A dual-Doppler radar method for the determination of wind velocities within precipitating weather systems [J]. Remote Sens Environ, 1974, 3(4): 219-235.
- [7] Ray P S, Ziegler C L, Bungamer W, et al Single and multiple-Doppler radar observations of tomadic storms [J]. Mon Wea Rev, 1980, 108(10): 1607-1625
- [8] Chong M, Campos C. Extended overdetermined dual-Doppler formalism in synthesizing airmass Doppler radar data [J]. J Atmos Oceanic Tech, 1996, 13(3): 581-597.
- [9] Bousquet O, Chong M. A multiple-Doppler synthesis and continuity adjustment technique (MUSCAT) to recover wind components from Doppler radar measurements [J]. J Atmos Oceanic Tech, 1998, 15(2): 343-359.
- [10] 周海光, 张沛源. 笛卡儿坐标系的双多普勒天气雷达三维风场反演技术 [J]. 气象学报, 2002, 60(5): 585-593.
- [11] 黄思训, 伍荣生. 大气科学中的数学物理问题 [M]. 北京: 气象出版社, 2001
- [12] Le Dimet F, Talagrand Q. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorology observations Theoretical aspect [J]. Tellus, 1986, 38A: 97-110
- [13] Huang Sixun, Han Wei. Some issue about parameter inversion in atmospheric and oceanic sciences [C] //Proceeding of CAS-TWASW TO Form Second International Symposium on Physico-Mathematical Problems Related to Climate Modeling and Prediction. Shanghai China 2002: 106-115.
- [14] 黄思训, 韩威, 伍荣生. 结合反问题技术对一维模式变分资料同化的理论分析及数值试验 [J]. 中国科学: D 辑, 2003, 33(9): 903-911
- [15] Gilbert J C, Lemarchal C. Some numerical experiments with variable storage quasi-Newton algorithms [J]. Math Programming, 1989, 45(3): 407-435.
- [16] 宋子忠, 刘娟, 张健. 灵璧强龙卷个例的多普勒天气雷达分析 [J]. 气象科学, 2006, 26(6): 690-696
- [17] 彭霞云, 闵锦忠, 周振波. 单多普勒雷达反演风场的质量控制 [J]. 南京气象学院学报, 2007, 30(1): 80-86
- [18] 刘雪涛, 沃伟峰, 赵思亮. FOSE 系统中新一代天气雷达拼图及单站产品制作 [J]. 气象科学, 2007, 27(4): 442-445.
- [19] Lan Weiren, Huang Sixun. Generalized method of variational analysis for 3-D flow [J]. Adv Atmos Sci, 2004, 21(5): 730-740.