

基于卫星图像数据的大范围风场重建

陈晓静, 敬忠良, 张 军

(上海交通大学航空航天学院, 上海 200240)

摘 要: 在机载气象雷达早期开发中, 数值天气模型是一个非常重要的环节, 而天气模型中风场的准确性直接影响整个模型的准确性。为解决数值天气模型中的连续图像运动分析问题, 提出一种基于运动场 Helmholtz 分解的低维流体运动估计方法。通过少量涡流粒子和源粒子的演化, 得到光流场的低维参数化表达, 即非旋转量和螺旋量基函数的线性组合, 其中基函数由格林核梯度构成, 系数值和基函数参数通过最小化代价函数获得。实验结果表明, 与传统光流法相比, 该方法的计算速度快了近 4 倍, 风场更为准确地反映了实际的天气状况, 在风场反演中更为可靠。

关键词: 光流; 图像运动分析; 运动估计; 机载气象雷达; 数值天气; 风场重建

Large-scale Wind Field Reconstruction Based on Satellite Image Data

CHEN Xiao-jing, JING Zhong-liang, ZHANG Jun

(School of Aeronautics and Astronautics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

【Abstract】 In the early development of airborne meteorological radar, numerical weather is a very important part, while the accuracy of wind field directly affects the accuracy of the entire numerical weather model. Aiming at sloving the motion analysis of successive images in numerical weather model, low-dimensional fluid motion estimation method is used, and it is based on the Helmholtz decomposition of motion field. Through the deformation of a small number of vortex and source particals, it can get the low-dimensional parametric expression of optical flow field. The optical flow field consists of linear combinations of irrotational and solenoidal basis functions, which are based on Green kernel gradient. The coefficient values and the basis function parameters are obtained by minimization of a function. The experimental results show that compared with the traditional optical flow method, this method is nearly 4 times faster, and wind field more accurately reflects the actual weather conditions. The method is more reliable in wind field reconstruction.

【Key words】 optical flow; image motion analysis; motion estimation; airborne meteorological radar; numerical weather; wind field reconstruction

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.12.049

1 概述

数值天气在机载雷达研发模拟阶段至关重要, 它作为数据激励为机载气象雷达提供外部激励环境。数值天气反演是根据飞行前方的连续卫星图片, 通过数值计算, 求解描写天气演变过程的流体力学和热力学方程组, 并通过合适的云场模型来动态反演所在区域的天气信息(云场、风场), 并把这些信息实时传送给雷达模拟器作为输入, 雷达对获取的信息进行处理, 显示出前方天气信息。通过判断雷达识别的天气信息与天气模型模拟的实际天气做对比, 来衡量雷达信号处理的准确性。在数值天气模型中, 主要包括风场重建、云微物理模型和云场动态模拟。本文的研究重点在于利用卫星图片和一种基于光流的低微流体运动估计器来重建风场。

光流法在运动图像分析、向量场分析中具有非常重要的作用。目前常用的光流法是在基于 Horn 工作的基础上,

一种是对光流场加约束, 改进光流的平滑; 另一种是对灰度场加以约束^[1]。然而, 针对卫星云图的运动场(风场)估计的特殊问题, 光流法存在一些问题: 抗噪性不够好, 计算量很大, 多数算法计算复杂耗时; 图像边界处, 图像序列间没有相互匹配的部分^[2], 不再满足光流约束方程, 因此, 边界处计算的运动矢量与实际的相差比较大^[3]。

鉴于传统光流的种种缺点, Anne Cuzol、Pierre Hellier 等人提出了低维流体运动估计方法。这种方法是基于运动场 Helmholtz 分解的, 把向量场分为自由散度分量和自由涡度分量, 目的在于提供一个光流的低维参数化表达, 通过少量的涡流粒子和源粒子的变形来描述流体的运动。2 种分量都通过正则狄拉克测度对涡度和散度离散化来近似。结果得到非旋转量和螺旋量基函数的线性组合, 这些基函数通过格林核梯度和涡度图或者散度图做卷积分别得到。系数值和基函数参数通过最小化一个函数得到, 而这个函数依赖于流体力学质量守恒原理的积分形式^[4]。

作者简介: 陈晓静(1983—), 女, 硕士, 主研方向: 图像处理, 气象雷达模拟仿真; 敬忠良, 教授、博士生导师; 张 军, 博士后

收稿日期: 2012-08-27 **修回日期:** 2013-01-03 **E-mail:** fanzhongyan1000@163.com

这种方法对流动中有意义区域用涡度和散度的形式表示出来。这些区域是观测云场风场中运动学事件的中心,在流体运动模拟中显示出了突出的优势,能更为精确地模拟流体的运动场,尤其在气象学中,能较为准确地反映大范围天气的演化,并且其计算效率高,有效地克服了传统光流法在天气反演中的缺点。

本文把这种低维流体运动估计方法引入到数值天气模型中,根据已经得到的连续 2 帧卫星图片来估计云层中的风场,并把得到的风场作为纳维斯托克斯方程求解中的初值^[5],即可模拟整个 2 帧图片之间的风场。本文的重点在于初始风场的求解。

2 低维流体运动估计的理论模型

2.1 运动场的表示

二维向量场的值域定义为 R^2 中的集合 Ω , 令矩阵 $\mathbf{w}(\mathbf{x}) = (u(\mathbf{x}), v(\mathbf{x}))$, 其中, 向量 $\mathbf{x} = (X, Y)$, X, Y 是空间坐标。假设向量场的每个分量二阶连续可微: $u, v \in C^2(\Omega, R)$ 。根据 Helmholtz 分解, 任何在无穷远处消失的连续向量场可以分解为一个零涡度不旋转量和零散度螺旋分量的和: $\mathbf{w} = \mathbf{w}_{irr} + \mathbf{w}_{sol}$ 。当不能给出无边界条件时, 还有一个附加分量 $\mathbf{w}_{tra}$, 叫做传递分量, 它既有不旋转量的又有螺旋量的, 即分解为 $\mathbf{w} = \mathbf{w}_{irr} + \mathbf{w}_{sol} + \mathbf{w}_{tra}$ 。最后一个分量可以使用带一个很强调节系数的 Horn 和 Schunck 估计来近似^[6]。假设传递分量先前已经计算好, 并且和它相关的运动已经从图像序列中移除出去。

涡流粒子方法的思想在于通过一系列离散数量的涡流来表示涡流分布^[7]。速度场 $\mathbf{w}$ 的涡度分布最终由叫做涡流粒子的基函数的线性组合来表达:

$$\text{curl } \mathbf{w}(\mathbf{x}) \approx \sum_i \gamma_i f_{\varepsilon_i}(\mathbf{x} - \mathbf{z}_i) \quad (1)$$

散度分布也由源粒子的线性组合来表达。对于散度图, 平滑的源粒子表达式为:

$$\text{div } \mathbf{w}(\mathbf{x}) \approx \sum_i \gamma_i f_{\varepsilon_i}(\mathbf{x} - \mathbf{z}_i) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{z}_i$ 为每个基函数 f_{ε_i} 的中心; 系数 γ_i 是与粒子 i 有关的强度; ε_i 为它的影响域。整个运动场作为 2 类基函数加权之和的近似。这些基函数叫做粒子, 完全由它们的中心位置和各自的空间影响(随 ε_i 而改变)而定。系数 γ_i 与每个粒子有关。

选用高斯平滑函数后运动场分量的最终表达式为:

$$\mathbf{w}_{sol}(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^p \gamma_i^{sol} \frac{(\mathbf{z}_i^{sol} - \mathbf{x})^\perp}{2 |\mathbf{x} - \mathbf{z}_i^{sol}|^2} \left(1 - \exp \left(-\frac{|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i^{sol}|^2}{\varepsilon_i^{sol^2}} \right) \right) \quad (3)$$

$$\mathbf{w}_{irr}(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^q \gamma_i^{irr} \frac{\mathbf{x} - \mathbf{z}_i^{irr}}{2 |\mathbf{x} - \mathbf{z}_i^{irr}|^2} \left(1 - \exp \left(-\frac{|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i^{irr}|^2}{\varepsilon_i^{irr^2}} \right) \right) \quad (4)$$

2.2 亮度变化模型

对于表现流体现象的图像序列, 通常的亮度守恒假设并不允许建立由于三维传递引起的亮度模式时间上的扭曲。对于这些序列, 基于质量守恒(也叫做连续性方程)的数据模型构成一个更好的建模:

$$\frac{dI}{dt} + I \text{div } \mathbf{w} = 0 \quad (5)$$

这一连续性方程成为亮度守恒方程的有趣的替换。式(5)显示这样的约束把发散运动的影响和亮度变化联系起来。通过这种方式, 可能把由于不在可视化平面内的三维运动引起的明显的物质消失/出现的作用模型化。对于可压缩流体, 这一数据模型直接把亮度函数的时间变化和速度场的发散性联系起来。对于一个零散度, 这一数据模型直接精确缩减为亮度守恒方程。

对于大距离位移(即快速流动或者如气象学中 2 幅图像的时差长), 可以获得如下积分形式的约束^[8]:

$$I(\mathbf{x} + \mathbf{w}(\mathbf{x}), t+1) \exp(\text{div } \mathbf{w}(\mathbf{x})) - I(\mathbf{x}, t) = 0 \quad (6)$$

根据这一约束, 在时刻 $t+1$ 移位后的图像与时刻 t 的图像通过一个依赖于运动散度的比例因子相联系。最后, 考虑这一约束在整个图像平面处处满足, 并且选择二范数作为罚函数引发需找如下代价函数的极小值:

$$F(I, \mathbf{w}) = \int_{\Omega} [I(\mathbf{x} + \mathbf{w}(\mathbf{x}), t+1) \exp(\text{div } \mathbf{w}(\mathbf{x})) - I(\mathbf{x}, t)]^2 d\mathbf{x} \quad (7)$$

考虑到先前通过涡流粒子和源粒子表达式来近似的未知运动场的代价函数, 寻找代价函数 F 以粒子位置、强度系数和影响域形式的最小值, 以解决以下的最小化问题:

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} F(I, \mathbf{w}(\beta)) \quad (8)$$

其中, $\beta = \left\{ \left\{ \mathbf{z}_i^{sol}, \gamma_i^{sol}, \varepsilon_i^{sol} \right\}_{i=1:p}, \left\{ \mathbf{z}_i^{irr}, \gamma_i^{irr}, \varepsilon_i^{irr} \right\}_{i=1:q} \right\}$; 变量 $\mathbf{z}$ 代表粒子位置; γ 和 ε 分别代表强度系数和影响域。

3 基于低维流体运动估计模型的估计算法

首先假设所有未知变量的估计已知。这些未知量相对于本文模型相互作用给出一个运动场 $\tilde{\mathbf{w}}$ 。考虑在 $(\mathbf{x} + \tilde{\mathbf{w}}, t+1)$ 附近的线性化, 并去掉密度函数的时间下标, 得到下面的函数, 它应该根据一个未知校正运动场 $\mathbf{h}$ 来最小化:

$$F(I, \mathbf{h}) = \int_{\Omega} [\exp(\text{div } \tilde{\mathbf{w}}) \left(\left(\tilde{I} \nabla \text{div } \tilde{\mathbf{w}} + \nabla \tilde{I} \right)^T \mathbf{h} + \tilde{I} \right) - I]^2 d\mathbf{x} \quad (9)$$

在式(9)中, 对于 $I(\mathbf{x} + \tilde{\mathbf{w}}, t+1)$ 后向存储的图像引入了一个紧凑的代号 $\tilde{I}(\mathbf{x})$ 。根据 Helmholtz 分解, 校正场 $\mathbf{h}$ 是一个螺旋分量 $\mathbf{h}_{sol}$ 和一个不旋转分量 $\mathbf{h}_{irr}$ 的组合。与 $\tilde{\mathbf{w}}$ 同样, 校正场 $\mathbf{h}$ 是基于涡流和源粒子的集合来参数化的。在给定层, 已知运动估计 $\tilde{\mathbf{w}}$ 被固定为前一层的估计值。

第一层的初始场的速度全部设为 0。这一增量估计方法把最初的非线性优化问题转化成相对于强度系数、粒子影响域和粒子位置简单的最小化问题^[9]。

对于固定位置 $z_k = (z_k^{(1)}, z_k^{(2)}, \dots, z_k^{(n)})$ 上给定的粒子集合, 与粒子有关的强度系数 γ_i^{sol} 、 γ_j^{irr} 和影响域 ϵ_i^{sol} 、 ϵ_j^{irr} ($i=1:p, j=1:q$) 是通过总体的共轭梯度优化方法来估计的, 它能得到增量场 $\tilde{h}_k$ 的估计。初始粒子位置已知并在这一过程中保持固定。初始强度系数被设为 0, 初始影响域的值被固定为到最近粒子的距离。收敛时得到固定粒子位置未知校正场的表达式。使用 z_k 和 $\tilde{h}_k$ 进行均值转换过程^[10], 得到新位置的集合 $z_{k+1} = (z_{k+1}^{(1)}, z_{k+1}^{(2)}, \dots, z_{k+1}^{(n)})$ 。

均值转换程序的使用如下:

$w(y)$ 为权函数, y 为图像区域中像素的像元坐标, $g(\|(z-y)/h\|^2)$ 与所选用的核函数有关^[11], 向量 $m_{G,h}(z)$ 为新的粒子位置与原来粒子位置的差:

$$m_{G,h}(z) = \frac{\sum_{y \in \Omega} y w(y) g\left(\left\|\frac{z-y}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{y \in \Omega} w(y) g\left(\left\|\frac{z-y}{h}\right\|^2\right)} - z \quad (10)$$

使用这一修改的均值转换向量表达式时, 迭代过程到达一静止点时停止。

整个估计方法在于交替更新不同的未知量。分 2 步循环进行, 当散度和涡度达到一定稳定性时, 整个过程停止。这一标准可以表述为:

$$\left(\frac{\|\operatorname{div} \tilde{h}_{k+1} - \operatorname{div} \tilde{h}_k\|_2}{\|\operatorname{div} \tilde{h}_k\|_2} \right)^2 + \left(\frac{\|\operatorname{curl} \tilde{h}_{k+1} - \operatorname{curl} \tilde{h}_k\|_2}{\|\operatorname{curl} \tilde{h}_k\|_2} \right)^2 \quad (11)$$

达到稳定时, 根据得到的粒子位置、强度系数和影响域系数, 利用式(3)和式(4)即可得到速度场。

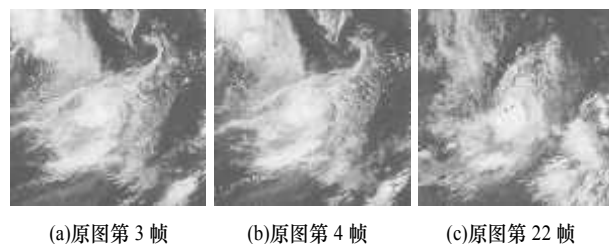
4 实验结果与分析

4.1 实验描述

为了检验文中所描述的低维流体运动估计方法的优越性, 本文列举了 2 组实验。

以下载的大尺度连续卫星图片作为输入, 分别对低维流体运动估计方法和传统的光流法所获得的速度场做了对比。这些运动图像的亮度可以看作是气团密度的反映。每帧图像大小为 401×401 像素。

图 1 是一组雷暴的图片, 从连续图像序列中很容易看出图像中间的漩涡。图 1 中前 2 张是初始第 3 张和第 4 张, 最后一张是第 22 张。每帧图像之间的间隔是 5 min, 实际在处理时都对原图像做了上下镜像。把与前一帧图像得到的风场作为这一帧图像风场的初始值, 利用流体力学中的纳维斯托克斯方程得到 2 帧图像间隔中的风场模拟。



(a)原图第 3 帧 (b)原图第 4 帧 (c)原图第 22 帧

图 1 第一组原序列图

4.2 低维流体运动估计法得到的数据

图 2 是第 3 帧图像开始 3 s 后的风场, 是基于传统光流法得到的数据, 图 3 是叠加此风场后的原图。而图 4 是建立在低维流体运动估计方法基础上的风场, 图 5 为叠加此风场后的原图。

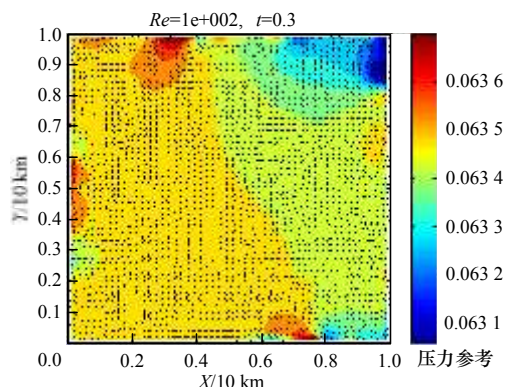


图 2 3 s 后传统光流得到的风场

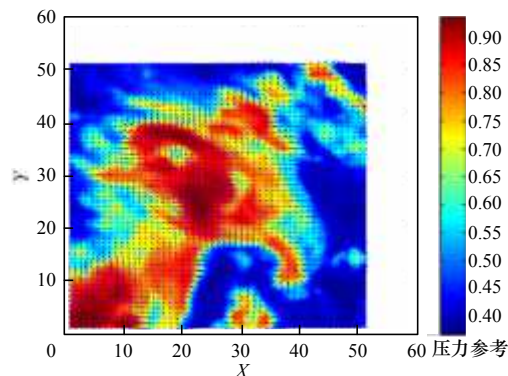


图 3 3 s 后叠加了传统光流的原图像

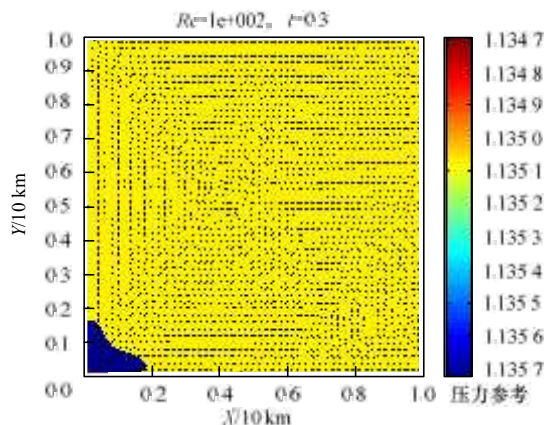


图 4 3 s 后低维流体运动估计法得到的风场

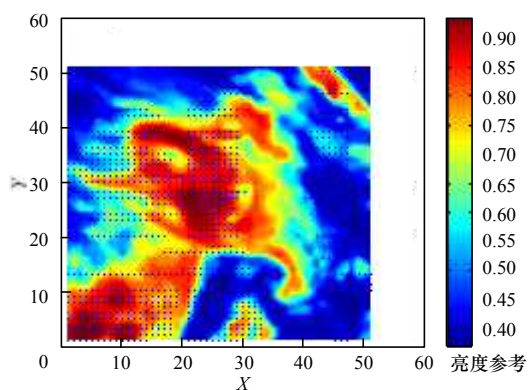


图5 3 s后叠加了风场的原图像

由图2和图3可以看到,图像中的漩涡位置显然是不对的,图中各点风速的大小也是有问题的。雷暴中心没有正确地体现出来。

图4和图5是基于低维流体运动估计法得到的风场的效果。在雷暴中心有很明显的漩涡,并且这里风速也相对比较大,在图4的左下角,深色显示的部分,压强高于其他地方的压强,从原图像序列中可以看到,在这个位置不远处也是另一个云团的中心,对图像中心的雷暴还是有一定影响的,实验反映的结果和事实比较相。

图6中是另一组漩涡的照片,这一组更容易看到图像中的漩涡。每帧图像之间的间隔是5 min,实际在处理时都对原图像做了上下镜像。



(a)原图第3帧 (b)原图第4帧 (c)原图第22帧

图6 第2组原序列图

图7是第3帧图像开始3.3 s后的风场,它是基于光流法的,图8是叠加了这个风场的原卫星云图。图9是低维流体运动估计法得到的风场,图10叠加了这个风场的原卫星云图。

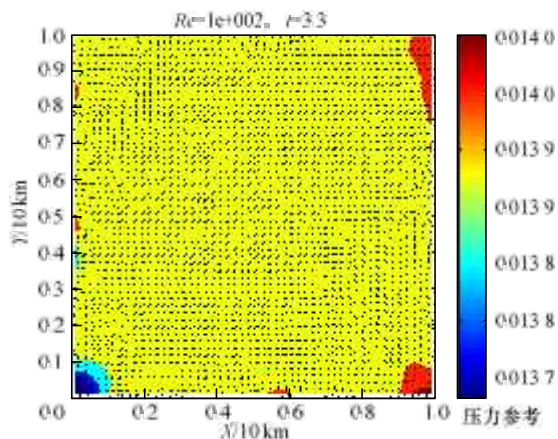


图7 3.3 s后传统光流得到的风场

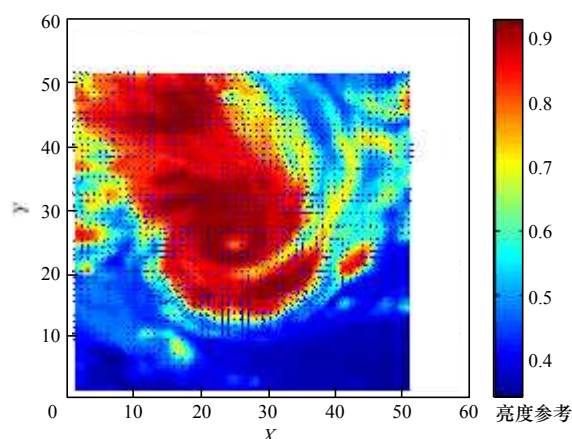


图8 3.3 s后叠加了传统光流风场的原图像

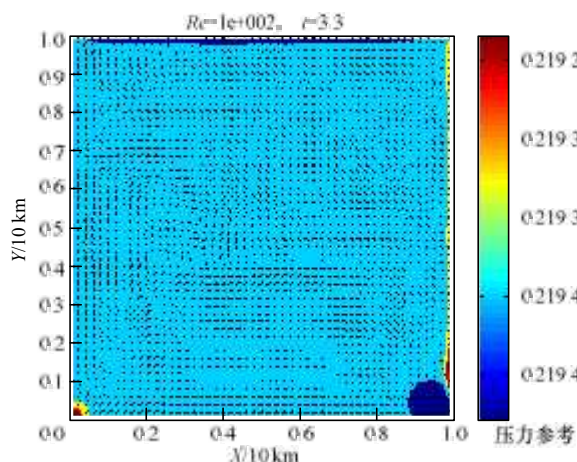


图9 3.3 s后低维流体运动估计法得到的风场

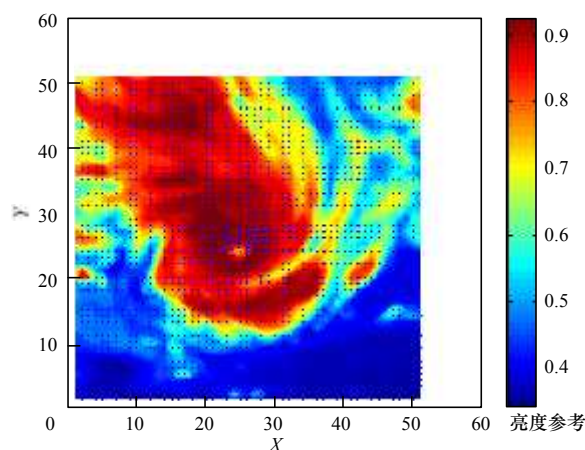


图10 3.3 s后叠加了风场的原图像

由图7和图8可见,传统光流得到的风场是不准确的,风场中没有出现漩涡,云图上漩涡边缘风速应该较小的地方风场矢量却较大;图9基本上能反映云中的漩涡,图10中漩涡中心的风场矢量显然大于其他地方,与实际气象比较相符。

在求解过程中,对2种方法的计算效率做了对比,同样完成2帧图像(401×401像素)之间的计算,Horn&Schunck算法耗时为30 s,而低维流体运动估计法耗时约8 s。

(下转第241页)