

光流法及其在气象领域里的应用

柳士俊 张蕾

(中国气象局气象干部培训学院, 北京 100081)

摘要: 光流法是研究视觉和客观物体之间关系的数学分析方法, 在图像识别和追踪的相关领域已有广泛的成功应用。本文通过介绍经典的Horn-Schunck方法和Lucas-Kanade方法, 引入光流方法的基本概念和原理, 进而在此基础上进一步用统一的变分方法框架解释绝大部分光流场算法。最后介绍光流方法在气象领域的应用及其前景。

关键词: 光流, 变分法, 图像识别, 气象

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2015.04.002

Optical Flow Method and Its Application in the Field of Meteorology

Liu Shijun, Zhang Lei

(Chinese Meteorological Administration Training Centre, Beijing 100081)

Abstract: Optical flow method is a mathematical analysis of the relationship between the visual sense and its object. It has been widely applied successfully in related areas of image recognition and tracking. This paper introduces the basic concept and principle of optical flow method by examples such as the Horn-Schunck and the Lucas-Kanade method, and then on the basis of further using the unified variational method to explain the vast majority of optical flow field algorithm. Finally, it introduces the application of the optical flow method in the field of meteorology and its prospects.

Keyword: optical flow, variational method, image identification, meteorology

0 引言

遥看蓝天白云, 云卷云舒, 壮美绝伦, 其光影变幻投影在视网膜上, 如同水流一样形成一种光的流动, 这种由于空间物体运动而反映在像平面上的像素随时间的运动变化, 有点像流体的运动, 我们称之为光流 (optical flow)。这个概念是Gibson于1950年首先提出的^[1]。光流实际上是空间运动物体在观测成像面上的像素运动的瞬时速度。光流就是研究图像灰度在时间上的变化与景象中物体结构及其运动的关系。

实用上可以将光流矢量定义为二维图像平面特定坐标点上的灰度瞬时变化率, 表示图像灰度模式的表现运动, 是一个二维矢量场。光流矢量的全体构成光流场 (optical flow field), 包含各像素点的瞬时运动速度矢量信息。二维光流场实际上是实际物体的三维运动场的投影。光流法的实质是由二维光流场重构三维运动场。由于像素点运动中隐含了目标运动的信息, 因此光流场的分析可被用来确定目标的运动情

况, 研究光流场的目的就是为了从序列图像中重构目标运动场。

虽然光流场图像分析的直接目的是确定运动场, 然而光流场并不总是对应于实际的运动场。严格地说, 光流场与运动场虽然有着密切的关系, 但是并非完全对应的关系。也就是说: 运动产生光流, 因而有光流就一定存在着运动, 然而并不是说有了运动就一定能够产生光流。不过在绝大多数的情况下, 如果光流场满足所谓的三要素: 第一, 运动 (速度场), 光流形成的必要条件; 第二, 带光学特征的部位 (例如有灰度的像素点), 能携带信息; 第三, 成像投影 (从场景到图像平面), 能够被观察到; 那么, 在满足三要素的条件下, 光流场与运动场都是相互对应的。所以在许多情况下我们可以根据光流与运动场的相互关系, 由图像的变化来估计相对运动。

虽然光流的概念在20世纪50年代由Gibson提出, 然而光流计算技术的真正实用研究却开始于20世纪80年代初Horn等^[2]以及Lucas等^[3]的奠基性工作, 而后的20年里各种新算法和改进算法不断出现, 并取得了丰硕的研究成果。Barron等^[4]对这一阶段的代表性工作做了详细介绍。此后的光流计算技术受制于方法本身

收稿日期: 2013年8月20日; 修回日期: 2013年12月25日

第一作者: 柳士俊 (1964—), Email: Lsj8848@163.com

资助信息: 国家重大科学研究计划项目 (2012CB957803)

存在的一些难点和问题,如光流计算的可靠性问题、大位移问题、光照的影响问题、运动边界遮挡问题和复杂背景运动问题、光流计算速度慢的问题等,技术进展较为缓慢。尽管如此,部分问题还是有所突破,如Lauze等^[5]提出解决大位移光流计算问题的分层方法;Kim等^[6]消除光照对光流计算的影响的方法。在这些工作的基础上,Papenberg^[7]对变分模型中的数据项进行了总结和分类。近些年随着偏微分方程和张量分析等数学方法在图像分析中的不断渗透,光流计算技术在计算精度、可靠性等方面取得了较大的进展。最具代表性的是以Weickert^[8-10]为首的团队在此领域的重大突破。Roth等^[11-12]提出场景中反射物体的光流计算方法,并将统计方法引入光流场计算中。Baker等^[13]对Barron之后的光流计算工作做了归纳和总结,并提出光流计算的各种评估方法。Brox等^[14]提出匹配法解决大位移光流计算问题的方法。近些年,国内学者也对光流计算进行了大量研究^[15-18]。

时变图像光流场计算技术目前大致有以下几个研究方向:(1)研究解决光流场计算不适定问题^①的方法;(2)研究光流场计算基本公式的不连续性;(3)光流场重建物体三维运动和结构的研究。本文将首先通过介绍经典的Horn-Schunck方法和Lucas-Kanade方法,引入光流方法的基本概念和原理,在此基础上进一步用统一的变分方法框架解释绝大部分光流场算法。最后介绍光流方法在气象领域的应用及其前景。

1 基本原理

为光流基本等式引入适当的约束条件形成可行的估计算法,从而获得光流场的估计,是光流算法的核心问题。最早使用的、具有代表性的光流算法有两个,一个是基于全局平滑的Horn-Schunck方法,另一个是基于局部匹配的Lucas-Kanade方法。这两种方法是后来的各种方法的基础,通过了解这两种方法,以引入一些适用于所有光流算法的基本原理和概念,下面介绍这两种算法。

1.1 基于全局平滑的方法——Horn-Schunck 光流计算方法

1981年,Horn与Schunck等在相邻图像之间的间隔时间很小(<10ms),且其图像中灰度变化也很小、光照恒定不变的前提下,推导出灰度图像光流场计算的基本等式——光流基本方程,创造性地将二维运动

与图像灰度联系起来,开拓了图像连续处理的新领域。其方法的核心是假设光流的连续性,运动主体是像素灰度,也就是让灰度在图像平面上流动起来,正像在液体或气体中的流点的流动一样。如我们所熟知的,在流体力学中,连续性方程起了重要的作用,而在图像处理中,要做的是找到一个与流体的连续性方程类似的方程来确定光流场,这个方程就是光流基本方程。

Horn-Schunck光流计算方法的核心是基于两个假设。假设1,灰度守恒:任何物体点所观察到的亮度随时间是恒定不变的(当时间间隔足够小时)。假设2,平滑约束:图像平面内的邻近点以类似的方式进行移动(即速度平滑性)。

根据假设1,可以建立光流基本方程。设图像像素 m 在 (x, y) 位置及 t 时刻的灰度为 $I(x, y, t)$, m 的速度定义为光流矢量 $V=(u, v)$ 。其中 $u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$ 。定义空间矢量微分算符 $\nabla = \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right)$,令 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$,由于灰度守恒,可得到

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (1)$$

式中, I_x, I_y, I_t 可以直接根据图像中邻近点的值计算而得。根据光流基本方程,可进一步定义光流误差为:

$$e_1(\mathbf{X}) = (I_x u + I_y v + I_t)^2 \quad (2)$$

式中, $\mathbf{X}=(x, y)$ 。根据假设1,此项应取极小值。

由于光流基本约束方程只有一个,而光流矢量却有两个未知数 u 和 v ,该方程只能求出光流场梯度方向的值,方程是不适定的,可通过引入附加的光滑性假设,使光流问题正则化^②,因此从光流基本约束方程求解光流场必须引入附加的约束条件。假定光流在整个图像上的变化平滑,也就是加上平滑约束条件,即上面的假设2,我们得到第二约束条件,即梯度模取极小值。

对于平滑变化的光流,将其速度梯度范数作为光滑性测度,定义其分量平方和为光滑性测度误差:

$$e_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^2 |\nabla u_i|^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \quad (3)$$

根据假设2,此项也应取极小值。

将微分约束误差 $e_1(\mathbf{X})$ 与加权光滑性测度误差 $e_2(\mathbf{X})$ 组合起来,有

$$e = e_1 + \lambda e_2 \quad (4)$$

式中, λ 是拉格朗日乘数,它决定了上述两种误差之间的相对权重。当图像成像质量较好,灰度图像值的

① 在经典的数学物理中,适定问题是指满足下列三个要求的问题:1)解是存在的;2)解是惟一的;3)解连续依赖于定解条件。这三个要求中,只要有一个不满足,则称之为不适定问题。

② 求解不适定问题的普遍方法是用一组与原不适定问题相“邻近”的适定问题的解去逼近原问题的解,这种方法称为正则化方法。

测量精确时, e_1 应给以更大的权重, λ 的值应取得小些, 以削弱 e_2 增强 e_1 ; 相反, 当灰度值的测量中含有很多噪声时, e_1 这一项不能反应对光流基本约束方程的实际偏离情况, λ 的值应取得大些, 以削弱 e_1 增强 e_2 。

具体实现上述想法, 可以通过构造如下拉格朗日泛函完成。

$$E = \operatorname{argmin} \iint e dx dy = \operatorname{argmin} \iint e_1 dx dy + \lambda \operatorname{argmin} \iint e_2 dx dy = E_1 + \lambda E_2 \quad (5)$$

通常, 我们把 E_1 称为数据项。而把 E_2 称为平滑项。当上式取极值时, 方程是适定的。

根据变分原理, 对于上述泛函 E 求极值的问题, 等价于求解相应的等价欧拉—拉格朗日方程组, 然后对方程组进行离散化, 得到对应的差分方程, 进而可以求出 u 和 v 。实际计算中, 经常将求解出的 u 和 v 表示成迭代方程的形式, 采用松弛迭代法求解。只要迭代次数足够大, 或者两次迭代之间的误差足够小, 就可以终止迭代, 得到比较稳定的光流矢量 (u^{n+1}, v^{n+1}) 。

1.2 基于局部匹配的方法: Lucas-Kanade 光流计算方法

另一个常用的方法是Lucas-Kanade光流计算方法。Lucas和Kanade假设在某一个小的空间邻域 Ω 上, 运动矢量保持恒定不变, 设图像间是线性相关的, 然后使用加权最小二乘法来估计光流^[19]。乍看起来, 这个假设类似于Horn-Schunck方法中的假设2, 然而处理方法却截然不同。扼要地说, Horn-Schunck方法是整体的、全局的。通过补充平滑假设使方程组正则化。而Lucas-Kanade方法却是通过在局部补充 n 个方程, 由于一般情况下 $n \gg 2$, 故从数学上看, 问题是超定的, 最后通过最小二乘法使问题正则化。其方法是局部匹配的。具体方法如下:

在一个小的空间邻域 Ω 上, 光流估计误差可以被定义为:

$$\operatorname{argmin} \sum_{(x,y) \in \Omega} W^2(I_x u + I_y v + I_t) \quad (6)$$

式中, $W(x,y)$ 为窗口权重函数, 它应使邻域 Ω 中心区域对约束产生的影响比外围区域对其产生的影响更重要。设, $V = (u, v)^T$, $X = (x, y)^T$, $\nabla I(X) = (I_x, I_y)^T$ 则上式的解可以得到速度场:

$$V = [A^T W^2 A]^{-1} A^T W^2 b \quad (7)$$

其中在时刻 t 的 n 个点 $x_i \in \Omega, i \in (1, n)$

$$A = [\nabla I(X_1), \nabla I(X_2), \dots, \nabla I(X_n)]^T$$

$$b = -[I_t(X_1), I_t(X_2), \dots, I_t(X_n)]^T$$

$$W = \operatorname{diag}[W(X_1), W(X_2), \dots, W(X_n)]^T$$

可见, 当 $A^T W^2 A$ 为非奇异矩阵时, 式(7)可以得到解析解, 其中所有的求和都是通过邻域 Ω 上的点得到的。

简而言之, Horn-Schunck方法认为图像序列中同一运动物体引起的光流场是连续和平滑的, 从而引入了对光流的平滑性约束, 将光流求解的病态问题转化为求解凸函数的最小值问题, 是光流求解的里程碑, 属于全局方法。而Lucas-Kanade方法则是通过在小的局部区域内运用加权最小二乘法求解光流, 属于局部匹配方法。在基于灰度的光流算法中, Horn-Schunck方法与Lucas-Kanade法仍是目前应用广泛、可靠性较高的方法, 其他方法大多是对这两种方法的改进。

2 基于变分方法的统一框架模式

基于上述光流基本约束方程, 产生了很多形式的光流计算方法, 但其中绝大部分可以统一描述为变分模型^[7], 所谓变分光流计算就是最小化某个能量泛函的过程。基本的变分光流计算模型形式(6), 可归纳为由数据项和平滑项组成。数据项与要处理图像序列的先验知识有关, 例如, 图像的灰度、梯度等信息, 数据项决定了计算模型与真实运动的相似程度。平滑项是附加给光流基本方程的约束条件, 主要解决光流计算方程的不适定问题。光流计算的变分方法以其模型的通用性、建模的自动化与准确性、可获得稠密的光流场等优势成为当前光流计算的主流方法之一, 它可以为不同类型光流场的计算提供统一的数学模型。

构造泛函的过程, 就是具体化数据项 e_1 与光滑项 e_2 的过程。根据变分原理, 对于上述 E 的泛函求极值的问题, 等价于求解等价欧拉—拉格朗日方程组, 其数值求解一般采用最速下降法或松弛法迭代求解。

下文将分别考虑数据项与平滑项, 给出在不同假设条件下, 一些不同算法或算法组合的具体形式。

2.1 数据项 e_1 的形式

2.1.1 灰度常值假设

这种情况前面已经讨论过, 就是灰度满足光流基本方程。数据项为前面介绍过的式(2)。

2.1.2 灰度梯度常值假设

很明显, 当光照有变化时, 灰度常值假设是不成立的, 然而这时的灰度梯度却是不变的, 因而这时数据项为:

$$e_1(X) = \left(\frac{\partial I_x}{\partial t} + V \cdot \nabla I_x \right)^2 + \left(\frac{\partial I_y}{\partial t} + V \cdot \nabla I_y \right)^2 \quad (8)$$

2.1.3 灰度 Hessian 矩阵常值假设

定义灰度Hessian矩阵为 $I_{x_i x_j}$ ，则在灰度Hessian矩阵常值假设下，

$$e_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \left(\frac{\partial I_{x_i x_j}}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla I_{x_i x_j} \right)^2 \quad (9)$$

式中 $x_1 = x$, $x_2 = y$ 。

2.1.4 灰度范数常值假设

定义灰度范数为 $\|\nabla I\|$ ，则在灰度范数常值假设下，

$$e_1(\mathbf{X}) = \left(\frac{\partial \|\nabla I\|}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla \|\nabla I\| \right)^2 \quad (10)$$

2.1.5 灰度拉普拉斯算子常值假设

定义灰度拉普拉斯算子范数为 $\nabla^2 I$ ，则在灰度拉普拉斯算子范数常值假设下，

$$e_1(\mathbf{X}) = \left(\frac{\partial \nabla^2 I}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla (\nabla^2 I) \right)^2 \quad (11)$$

2.1.6 灰度 Hessian 矩阵行列式常值假设

定义灰度Hessian矩阵行列式为 $\det(I_{x_i x_j})$ ，则在灰度Hessian矩阵行列式常值假设下，

$$e_1(\mathbf{X}) = \left(\frac{\partial \det(I_{x_i x_j})}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla \det(I_{x_i x_j}) \right)^2 \quad (12)$$

2.2 平滑项 e_2 的形式

2.2.1 均匀平滑模式

均匀平滑模式就是假定光流场临近点运动是相同的，即前面介绍过的式(3)。很容易看出，数据项模式2.1.1与平滑项模式2.2.1组合起来，就是Horn-Schunck模式。

2.2.2 图像驱动的各向同性平滑模式

均匀平滑模式在有些情形容易导致过度平滑，解决办法是在2.2.1模式的基础上进行修正，引入一个函数 g ，它是灰度梯度的函数，通常是采用高斯函数形式，以自适应修正平滑项，图像梯度大的地方修正小，图像变化平缓的地方修正大，故称为图像驱动的各向同性平滑模式，具体形式如下：

$$e_2(\mathbf{X}) = g\left(\|\nabla I\|^2\right) \sum_{i=1}^2 |\nabla u_i|^2 \quad (13)$$

2.2.3 图像驱动的各向异性平滑模式

各向同性平滑模式可以解决均匀平滑模式的过度平滑现象，但是在有些情况，如物体边缘，在法线方向灰度梯度变化大，而在垂直物体表面法线方向基本不变，这时，应该采用各向异性平滑模式如下：

$$e_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^2 \nabla u_i^T D(\nabla I) \nabla u_i \quad (14)$$

式中， $D(\nabla I)$ 为各向异性结构张量，在各向同性时

$D(\nabla I)$ 蜕化为 $g\left(\|\nabla I\|^2\right)$ 。这种形式可以自适应修正不同方向的平滑系数。

2.2.4 光流驱动的各向同性平滑模式

当光照变化时，上述的图像驱动的各向同性、各向异性平滑模式均不能很好解决问题，这时可采取引入另一个函数 H ，它是光流平滑性的函数，可以自适应修正平滑项，光流梯度矢量大的地方修正大，光流梯度矢量小的地方修正小，故称为光流驱动的各向同性平滑模式，具体形式如下：

$$e_2(\mathbf{X}) = H\left(\sum_{i=1}^2 |\nabla u_i|^2\right) \quad (15)$$

2.2.5 光流驱动的各向异性平滑模式

各向同性平滑光流平滑模式可以解决光照变化产生的虚假光流，但是也会错误平滑一些正常的光流。这时，采用各向异性平滑模式如下：

$$e_2(\mathbf{X}) = \text{tr}H\left(\sum_{i=1}^2 \nabla u_i \nabla u_i^T\right) \quad (16)$$

式中， $\sum_{i=1}^2 \nabla u_i \nabla u_i^T$ 称为局部结构张量。这种形式在平均光流大的方向修正很小，在平均光流小的方向才做修正，这样达到根据平均光流自适应修正不同方向的平滑系数的目的。

以上方法具体可参见文献^[8-10]。

2.3 数据项与平滑项的卷积形式

2.1和2.2小节叙述的是基于整体变分的Horn-Schunck模式的拓展数据项与平滑项的方法。同样，也可以沿着另一个方向，即基于局部匹配的Lucas-Kanade模式的拓展数据项与平滑项的方法。当图像有噪声的时候，可以将Horn-Schunck模式与Lucas-Kanade模式的优点结合起来。使其既满足平滑性，又克服噪声干扰，具有鲁棒性。

首先拓展Lucas-Kanade模式的空间，将窗口函数 $W(x, y)$ 拓展为积分核函数 K_ρ ，将离散求和变为连续卷积运算。得到下式的数据项：

$$e'_1(\mathbf{X}) = \int_{\Omega} K_\rho * e_1 dx dy \quad (17)$$

式中，*号表示卷积运算， K_ρ 为卷积核函数，在以半径为 ρ 的 Ω 领域内求卷积。类似地，有平滑项：

$$e'_2(\mathbf{X}) = \int_{\Omega} K_\rho * e_2 dx dy \quad (18)$$

拓展后的数据项 $e'_1(\mathbf{X})$ 与平滑项 $e'_2(\mathbf{X})$ 即保持了全局方法的致密性特点，又有局部匹配法鲁棒性较好的特点。卷积核函数 K_ρ 有多种选择，通常为Gaussian核。同样，式(5)中数据项与平滑项不过是 $K_\rho = 1$ 项

的特例。

从前面几节的讨论可见，由2.1节与2.2节的方法可以组合出数十种泛函形式，再与2.3节的方法组合，理论上，可以统一绝大部分光流算法模式。在实用上，可根据光流场的特点，选取上面介绍的不同数据项和光滑项进行组合，代入式(5)的泛函取极值，求解相应的等价欧拉-拉格朗日方程组，然后对方程组进行离散化，得到对应的差分方程，进而可以求出满意的结果。

3 光流法在气象上的应用

3.1 在中小尺度强对流系统中对雷达产品的应用

从20世纪50年代至今，基于雷达数据的雷暴识别追踪和外推预报技术发展了很多方法。这些方法大致可以分为两大类：最早出现的交叉相关法(cross correlation)和随后出现的单体质心法(centroid tracking)。在变化较为平缓的层状云降水系统中，雷暴的外形和移动速度变化都不是很剧烈，此时交叉相关法的效果较好。对强对流天气过程，雷暴的外形和移动速度随时间变化迅速，交叉相关法简单的计算相关系数的方法难以保证追踪的准确性，效果就会明显降低，并最终影响预报的结果。

由于光流法全局平滑的假设，即使雷暴的运动和外形变化比较剧烈，也能较准确地得到雷暴的整体运动趋势，这是交叉相关法无法相比的。对比试验证实^[20]，对层状降水的天气个例，交叉相关法和光流法的效果没有明显的差别，两种方法取得了大致相同的评分结果。而对于对流降水的天气过程，光流法则要优于交叉相关法，与简单的交叉相关法相比，光流法使用全局平滑约束来求解偏微分运动方程，对变化较大的强对流降水系统，也可以准确地得到雷暴的整体运动趋势。试验及评价结果验证了光流法在强对流降水系统下的优越性^[21]。

3.2 在中尺度对流系统 MCS 中对卫星云图产品的应用

卫星云图在掌握大气环流、中长期天气预报以及灾害性天气学的研究中有重要作用。观测大气环流情况的一个方法是在卫星云图上标出风矢。风矢的大小和方向由云块移动的速度决定。这类方法称为云导风方法。早在20世纪70年代，通过静止气象卫星得到的遥感图像应用于气象观测和预报之时，最早的自动风矢量计算技术就已经出现。当时，美国国家环境卫星和资料信息局的Leese和在工作于IBM的Novak最早提出将最大相关法^[22]应用于云导风计算中，最大相关法及其改进算法一直到现在仍然是各国气象机构广为采用的主流算法。

已有的初步工作表明^[23]，光流法能更好的捕捉到卫星云图中像素的运动，由前一时刻图像和光流场得到的运动后的图像与实际图像间的交叉相关系数高达98.4%~99.2%，均方根误差在3.5~5.0。与基于最大相关法的云导风计算方法相比，相关系数提高了约0.7%，均方根误差降低了约1.2，计算时间也大大减少。从视觉效果的对比中，可以看出光流算法所得流场的空间和时间连续性较好，对一些特殊的风场结构也有很好的体现。

3.3 图驱动技术

无论是交叉相关法、云导风方法，还是目前的光流法，其预报的有效性随着时间的增加而迅速降低，这是因为预报只是利用过去时刻的资料进行简单的外推，无法从物理机制上预报雷暴、台风等天气现象的生成、发展和消亡。这些方法都是基于主观分析的辅助技术。客观分析方法主要是基于数值预报。它是基于大气动力方程，从物理机制上着手，采用现代数值计算技术，将微分方程转换为差分方程，对观测数据进行数据同化处理，输出各种物理场，以预测天气现象的实况。如果把图广义理解为数据点阵的空间分布，那么，这时输入数据是图，是有限观测的内插格点场，输出结果也是图，是有限输出的格点外插场。由于观测、插值、模式本身都有误差，所以要通过数据同化技术使之协调，达到总体误差最小。示意图见图1。

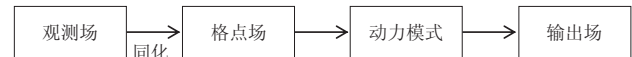


图1 数值天气预报 (NWP) 数据同化模式

所谓图驱动技术 (Figure drive technology)，也可称为图算技术 (Figure computing technology)，是指直接由观测图输出预报图，比如由已知云图、天气图直接得到未来几天的云图、天气图。其驱动机制称为广义光流基本方程，前面所述的光流法是其最基本的模式，只是唯象的描述。光流法的未来发展将是把物理机制、动力方程融入到广义光流基本方程中，与前面所述的NWP模式不同，这里不对观测数据(图)进行同化，而是对模式进行“同化”。输出的结果也是直接输出图。示意图见图2。

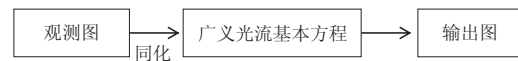


图2 图驱动的广义光流模式

图驱动的光流方法，综合了主观分析与客观分析的优点，可以满足对目前观测资料急剧增多，处理手段还停留在手工阶段的数据处理需求。

3.4 海洋表面风场的提取

风是海浪气候等的主要输入参数,海面风场的观测十分重要。风力是导致海洋表面运动的重要动力,海面风参与调节热量、进行水汽交换等海洋与大气相互作用等过程,从而影响局域甚至全球气候。

基于光流运动估计技术,利用海洋动力环境X波段雷达监测系统(XWCMS)样机,可提取海面风场。XWCMS系统主要由X波段海洋动力环境探测雷达系统和算法实现与显控应用软件组成。2007年2—3月,在青岛小麦岛海域进行海上试验^[24],试验采集的雷达海杂波数据主要用于海浪、海面流信息提取,并与现场测量仪器(波浪骑士浮标、海流计)进行比测研究,同时,利用光流运动估计技术得到了海面风场分布。

3.5 对TITAN的预报结果的改进

TITAN算法是目前临近天气预报的主要方法之一,它使用组合最优化算法对风暴体进行追踪,通过使用一些几何算法来实现对风暴的合并、分裂的识别^[25]。然而,试验发现,由于在算法中使用的速度约束是固定不变的,且预报方法只适用于那些组织结构比较稳定的风暴,而对组织结构变化比较大的风暴则不太适合,导致TITAN算法对那些结构变化较大的风暴追踪效果较差,经常发生追踪失败的情况。因此,引入了基于区域匹配的光流法对TITAN算法进行了改进(主要是改进了质心的预报方法)。

光流法是利用图像序列中像素强度数据的时域变化和相关性来确定各自像素位置的“运动”,即研究图像灰度在时间上的变化与景象中物体结构及其运动的关系,且图像光流的计算不需在图像序列中建立特征之间的对应关系^[26]。因此即使风暴的组织结构发生较大的变化,其也可以较好地反映出图像中运动物体的运动趋势。具体的改进方法为:(1)将与风暴质心相邻各点的光流法结果求和,以便得出风暴质心的运动方向;(2)将TITAN算法中对质心的预报结果和用光流法得出的结果求和,并求出和向量的方向;

(3)将光流法的结果转到与和向量相同的方向上。

通过以上处理既可以使预报的结果更加符合风暴的实际运动趋势,又可以使它与风暴的变化趋势基本一致。这样不仅可以提高对风暴追踪的成功率,而且还可以提高预报的准确性。通过加入光流法进行改进后,对风暴的运动趋势的估计更加符合真实情况。

参考文献

- [1] Gibson J J. The Perception of the Visual World. Boston: Houghton Mifflin, 1950.

- [2] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1/3): 185-204.
- [3] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision//*Proceedings of Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Vancouver: IEEE Press, 1981.
- [4] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S. Performance of optical flow techniques. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 12(1): 43-77.
- [5] Lauze F, Kornprobst P, Mémim E. A coarse to fine multiscale approach for linear least squares optical flow estimation//*Proceedings of the British Machine Vision Conference*. London: Kingston University, 2004: 767-776.
- [6] Kim Y H, Martínez A M, Kak A C. Robust motion estimation under varying illumination. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(4): 365-375.
- [7] Papenberg N. Highly accurate optic flow computation with theoretically justified warping. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 67(2): 141-158.
- [8] Bruhn A, Weickert J. Lucas /Kanade meets Horn /Schunck: combining local and global optic flow methods. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 61(3): 211-231.
- [9] Brox T, Bruhn A, Papenberg N, et al. High accuracy optic flow estimation based on a theory for warping//*Proc 8th European Conference on Computer Vision*. Prague: IEEE Press, 2004.
- [10] Bruhn A, Weickert J. Towards ultimate motion estimation: combining highest accuracy with Real-Time performance//*Proc 10th International Conference on Computer Vision*. Beijing: IEEE Press, 2005.
- [11] Roth S, Black M J. Specular flow and the recovery of surface structure//*Proc IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE Press, 2006, 6(2): 1869-1876.
- [12] Roth S, Black M J. On the spatial statistics of optical flow. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 33-50.
- [13] Baker S, Scharstein D, Lewis J P. A database and evaluation methodology for optical flow //*Proc 11th International Conference on Computer Vision*. Rio de Janeiro: IEEE Press, 2009, 7(10): 1-8.
- [14] Brox T, Malik J. Large displacement optical flow. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 9(6): 41-48.
- [15] 陈震, 高满屯, 沈允文. 图像光流场计算技术研究进展. *中国图象图形学报*, 2002, 7A(5): 434-439.
- [16] 危水根, 陈震, 黎明. 基于梯度光流场计算方法的一种改进. *计算机工程*, 2006, 32(1): 198-200.
- [17] 关键, 段惠, 李茂宽. 几何代数域内的光流场改进算法. *海军航空工程学报*, 2008, 23(1): 9-12.
- [18] 卢宗庆. 运动图像分析中的光流计算方法研究. 西安: 西安电子科技大学, 2008.
- [19] Lucas B, Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision//*Proc DARPA Image Understanding Workshop*, 1981, 54(7): 121-130.
- [20] Battiti R, Amaldi E, Koch C. Computing Optical Flow Across Multiple Scales: An Adaptive Coarse-to-fine Strategy. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 6(2): 133-145.
- [21] 韩雷, 王洪庆, 林隐静. 光流法在强对流天气临近预报中的应用. *北京大学学报(自然科学版)*, 2008, 44(5): 751-755.
- [22] Leese J A, Novak S, Clark B. An automatic technique for obtaining cloud motion from Geosynchronous Satellite data using cross correlation. *J Appl Meteor*, 1971, 10(1): 118-132.
- [23] 刘闯. 中尺度对流系统中多个云团的跟踪和预测. 南京: 南京理工大学, 2013.
- [24] 王剑, 段华敏. X波段雷达图像提取海洋表面风场. *海洋技术*, 29(3): 5-8.
- [25] 陈明轩, 俞小鼎, 谭晓光, 等. 对流天气临近预报技术的发展与研究进展. *应用气象学报*, 2004, 15(6): 754-766.
- [26] 胡以静, 李政访, 胡跃明. *计算机测量与控制*, 2007, 15(2): 219-221.