

陈武凡

周寿军 梁 斌

JIG

(第一军医大学生物医学工程系图像重点实验室,广州 510515)

摘 要 运动估计问题具有不适定性,单纯采用最大后验概率算法,实际上并未解决运动矢量的不连续、矢量的失 真与随机噪声等棘手问题。本文应用模糊数据融合与 Gibbs 分布的基本思想,将运动场风险约束条件的概率分布 模式有效地纳入阶段非凸函数(GNC)算法的局部迭代过程中,从而提高了运动估计效果。首先建立 Gibbs 的自适 应能量模型,该模型可将基于特征和基于梯度的两类矢量按照优化约束条件进行融合;其次利用各种运动经验知 识构造矢量的模糊风险决策表,该决策表可对 Gibbs 能量方程的每一步迭代收敛结果进行监督和修正,从而实现 模糊数据融合。从收敛性和鲁棒性两方面说,模糊融合后的结果在原有基础上有明显提高。 关键词 Gibbs 随机场 模糊数据融合 阶段非凸函数(GNC)

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)06-0699-06

A New Approach to Motion Estimation Based on the Fuzzy Gibbs Random Field

ZHOU Shou-jun, LIANG Bin, CHEN Wu-fan

(The PLA Key Lab for Medical Image Processing, First Military Medical University, Guangzhou, 510515)

Abstract Motion estimation is a uncertainty problem, which can't be actually solved because of discontinuity, data distortion and random noise of an image if we only start with the algorithm of MAP (maximum a posteriori probability). In this paper, in order to improve the effect of motion estimation, the fundamental idea of fuzzy data fusion and Gibbs distributing have been adopted to change the computation results of Gibbs energy function, and the risk restriction condition of motion field is effectively brought into the local updating process of GNC (graduated non-convexity function). Moreover, a Gibbs energy function based on the discontinuity adaptive Markov model has been established firstly, which can fuse two classes of vectors, one based on feature and the other on gradient under some restriction conditions; Secondly, a Risk Decision Table about the vectors field have been constructed by some experience information, by which each iterative convergence result was supervised and revised so that data fusing can be well realized. In view of the convergence and robustness of the algorithms, the results of fuzzy fusion are obviously better than that of simple Gibbs's estimation.

Keywords Gibbs random field, fuzzy data fusion, graduated non-convexity function

1 引 言

针对运动矢量场估计,采用非参数的统计学方法(如 Gibbs 方程)构造的数学模型解决不适定性问题,具有参数方法(样条法、有限元法)所不具备的优点。然而 Gibbs 随机性数学模型的建立,不仅要全面

地考虑所有可能的能量约束条件、合理的参数估计, 还要有较好的初始样本数据,这3点内容的解决,至 今极具挑战性。

Hong 和 Wang 认为:由测量导致的不确定性, 并非不能用随机的方法来解决,但模糊的方法能更 加有力地对其进行合适的描述^[1]。利用模糊事件进 行多类数据的融合相对于用概率的方法处理随机问

基金项目:自然科学基金(30130180);青年科学基金项目(60302022) 收稿日期:2003-06-05:改回日期:2004-03-25 题来讲,具备了人工智能的知识库作用,可以进一步 有效地排除随机概率的盲目性缺陷;同时模糊事件 概率并不能取代确定性数学模型和随机性数学模型 处理对象的完备性和确定性。

一般而言,解决运动估计的问题,需要多种先验 条件和经验知识:块匹配法基于运动物体特征不变; 光流梯度算法基于帧间图像强度守衡,这两种方法 是当前各种运动估计算法的基础。近来一些研究工 作从数据融合的角度优化处理基于特征和基于梯度 的两类数据,并取得较好结果。Peacock和Renshaw 将这种数据融合方法比作多传感器系统对各种相似 而又不完全相同的数据集的一种优化合并,以此避 免单纯一种数据集的缺陷^[2]。然而,单纯将模糊融入 最大后验算法,并不能从根本上解决运动矢量场的 全局最优问题。因此,有必要提出一种模糊约束下的 全局逼近算法。

随机事件的后验概率最大并非意味着总体错误 最小,为避免这一缺陷,许多优化逼近问题的实现需 要借助具有局部模糊风险决策的 GNC 全局优化算 法来更好地解决。如果运动事件、帧间关系等内容在 模糊数学上能够得到良好的定性描述并构造出模糊 集,那么在 Gibbs 局部抽样过程中,就可通过建立风 险事件分布决策表来重新衡量随机矢量分类的正确 性。这种基于模糊风险控制下的优化 Gibbs 采样可以 为 GNC 算法的每步迭代过程提供最优样本数据,从 而为运动矢量场的估计提供了较好的解决方案。在基 于特征和基于梯度的两类运动矢量搜索结果的基础 上,用模糊 Gibbs 采样和 GNC 全局优化的方法成功 地对两类数据进行了融合,并取得良好效果。

模糊 Gibbs 运动估计模型的建立可以简述为首 先收集有关运动的先验知识集,然后构造风险决策 表,最后将运动矢量的风险概率计算容入 Gibbs 随 机场估计中去。

2 运动估计背景技术

二维图像的运动估计可以如下描述:如果 f_k 代表第 k 帧图像, $V_s = (v_x, v_y)$ 代表在像素点 s(x, y)处的运动矢量,设帧间单位时间 Δt 为 1,则相邻两帧 图像具有如下关系^[3]:

$$f_k(z) = f_{k+1}(s + \Delta t \cdot V_s)$$
$$= f_{k+1}(x + v_x, y + v_y)$$
(1)

一般而言,图像帧 $f_k(s)$ 是真实图像 $g_k(s)$ 和随

机噪声 $N_k(s)$ 的叠加,即 $f_k(s) = g_k(s) + N_k(s)$ 。当前,噪声条件下的运动场估计主要是针对下述 4 种 经典算法的改进与优化:

(1)最大后验概率^[3]算法

$$(\hat{v}_{x}, \hat{v}_{y}) = \arg \max_{v_{x}, v_{y}} p(v_{x}, v_{y} | f_{k}, f_{k+1}) \propto \prod_{v_{x}, v_{y}} \arg p(f_{k} | v_{x}, v_{y}, f_{k+1}) p(v_{x}, v_{y} | f_{k+1})$$

$$(2)$$

(2)依据运动的强度守恒原理提出的光流方程 (又称梯度约束方程)^[4]

$$\langle \nabla f(s), V_s \rangle + f'_k = 0 \tag{3}$$

其中, $\nabla f(s)$ 是图像关于空间和时间的梯度,该光流 算法在迭代求解 V_s 之前需要平滑性条件约束,并且 计算结果只是沿梯度方向分别计算出k帧的运动分 量 v_x, v_y ,这也是孔径问题出现的主要原因;

(3)基于特征的约束方法如块匹配,它作为一种 惯例算法容易受到块搜索模板的影响,本文将从信 息融合的前提出发,采用双精度、变权模板来优化解 决问题;

(4)利用 Gibbs 随机场解决运动估计问题早在 1990 年就有研究^[5],该方法的优势在于能够通过与 空间、时间关联的各种势函数来准确构建局部约束 条件,并且减少了孔径问题的影响,不足的是至今还 没有完善的 Gibbs 参数估计方法。

采用高斯分布表示式(2)右端各项,并用索引 i表示点 s(x,y),其邻点 i'满足 $i' \in N_i$, $i' \neq i$;将点 i的运动矢量表示为 V_i ,则运动矢量场关于点 i 及其 邻域 N_i 的 Gibbs 概率分布可以表示为

$$P(V_i) = Z^{-1} \times e^{-U(V_i)/T}$$

$$\tag{4}$$

 $\int \int G \qquad Z = \sum_{N_i} e^{-U(V_i)/T}$

其中,对于特定矢量场 V,Z 相当于 Gibbs 常量,T为 Gibbs 温度参数, $U(V_i)$ 表示矢量场的 1 阶和高阶能量约束,且

$$U(V_i) = \sum_{\langle i \rangle \in C_1} \Psi_1(V_i) + \sum_{\langle i, i' \rangle \in C_2} \Psi_2(V_i, V_{i'})$$

其中,右边第 1 和第 2 项分别为能量的 1 阶、高阶约 束,势团 C_1 、 C_2 分别取空间单点和 4 邻域。本文将图 像中每个像素的亮度高斯分布和关于光流平衡条件 的高斯分布作为 1 阶约束条件;将邻域内每 2 个特征 点的平滑性约束分布和边缘处的不连续分布作为 2 阶约束条件;不考虑 3 阶以上的约束以减少计算量。

在利用 1 阶似然分布构造 1 阶约束模型时,如 果利用上述双精度、变权模板预先计算观测场 \overline{V}_0 , 则待估矢量 V_i 的似然能量模型可由 $p(f_k|V_i, f_{k+1})$

写出

$$\sum_{(i)\in C_1} \Psi_1(V_i) = \sum_{(i)\in C_1} \frac{(V_i - \overline{V}_0)^2}{2\sigma_1^2} + \int \int G$$

$$\sum_{(i)\in C_1} \frac{\left[\langle \bigtriangledown f(x,y), V_i \rangle + f'_k\right]^2}{2\sigma_2^2} \quad (6)$$

上式中方差 σ₁、σ₂ 分别表示块搜索和光流测量的均 方误差;先验能量模型的构造需考虑矢量场的平滑 性和不连续性,可如下构造:

由 $p(v_x, v_y, l | f_{k-1}) \propto p(v_x, v_y | l, f_{k-1}) \cdot p(l | f_{k-1}),$ 参照文献[6]中不连续自适应 Markov 模型 (DAM)关于平滑势函数的选择依据,令平滑项为 $h_{\gamma}(\eta) = -\gamma e^{-\eta^2/\gamma},$ 边缘项为 $l_i = 1 - e^{-\eta^2/\gamma},$ 其中 $\eta_i = V_i - \overline{V}_{i'}, \overline{V}_{i'}$ 为 *i* 的邻点 *i* 的观测场局部平均值, γ 为 GNC 迭代控制参数,由此式(5)中第 2 项表示为

$$\sum_{\langle i,i'\rangle\in\epsilon_2} \Psi_2(V_i,V_{i'}) = \sum_{\langle i,i'\rangle} h(\eta_i) + \alpha \sum_i l_i \quad (7)$$

不连续自适应模型依据的原理^[6]是:在矢量场 中出现不连续的地方,平滑势函数大小将改变。由于 式(7)自适应地对矢量场进行分段平滑,故在 2D 空 间上图像的全局最小能量表示为

$$E(V_i) = \sum_i \mu \eta_i^2 + \sum_i \chi [\langle \bigtriangledown f(i), V_i \rangle + f'_k]^2 +$$

$$\xi \sum_i \sum_{i' \in N_i} h(\eta_i) + \alpha \sum_i l_i$$
(8)

其中, μ , χ 为似然能量参数(与 σ_1 , σ_2 有关); ξ , α 为 先验能量参数。参照文献[7]中有关论述, ξ 可依据 实验估算, α 的选择需使得参数归一化后: $\tilde{\mu}+\tilde{\chi}+$ $\xi+\tilde{\alpha}=1$,由此可以解得 V(x,y),或分量形式($v_x(x, y)$), $v_y(x,y)$)。

上述算法尽管在文献[5]有类似论述,但至今尚 无人在参数选择方面作出系统而有效的深入研究或 提出更好的全局最优策略。本文并非刻意解决参数 估计这一复杂问题,而是分析如何从数据融合的角 度出发,利用 Gibbs 随机场关于运动估计的概念和 算法来优化构造上述基于特征和梯度的局部约束模 型。另外,为避免式(8)的迭代过程陷入局部最优,引 入了模糊风险判别条件。

3 模糊逻辑方法

JIC

模糊数学原理^[8]关于模糊概率的应用是针对不确定性问题的一种描述。依据模式识别^[9]关于分类 风险的描述,可以构造风险这一模糊事件的概率表 达方式,以此对矢量场中每一点发生分类错误所造 成的风险进行描述。

为了构造风险隶属度函数和风险决策表,首先 建立以各点(x,y)自身为中心的极坐标,用该点所 在的图像块对下一帧图像点(x,y)周围区域进行相 关,如图 1 所示, $\theta_{max}(\rho)$ 为最大相关系数对应的角 度,设 $\theta_l(0 < \theta < 2\pi, 1 < l < M+1)$ 为待估计矢量的 相角,即决策; $\theta_k(1 < k < M)$ 为图像中点(x,y)相角 的正确分类(最大后验分类); $\lambda(\theta_l | \theta_k)$ 为正确分类时 决策 θ_l 的条件风险。



图 1 矢量相角分布与模糊决策

假设 $\lambda(\theta_l, \theta_k)$ 为该点的风险 $(\theta_k$ 为真时选择 θ_l 的风险),令: $P_k = P(\theta_k), P_{l/k} = P(\theta_l/\theta_k)$,则该点决策为 θ_l 的风险期望为

$$R(\theta_l) = E[\lambda(\theta_l, \theta_k)] = \sum_{1 < k < M} \lambda(\theta_l, \theta_k) P_{l/k} P_k$$

最佳决策满足:

$$\hat{\theta}_{l} \in \{\theta_{l} | R = \underset{l=1, \cdots, M+1}{\underset{l=1, \cdots, M+1}{\underset{m}{\text{min}}}} R_{\theta_{l}}\}$$
(10)

风险决策表 $\lambda(\theta_1, \theta_k)$ 的构成:设 ρ_l 为块搜索相 关系数,令 $\omega 1_{(l,k)} = \mod(|\theta_l - \theta_k|, 2\pi); \omega 2_{l,k} = 2\pi - \omega 1_{l,k}$,则 $\lambda(\theta_l/\theta_k) = \frac{1}{2\pi}\rho_l * \min(\omega 1, \omega 2)$,其意义为在 给定相关系数条件下决策 θ_l 越靠近正确分类 θ_k ,风 险越小。将 θ_k 看作随机分布相角,且 θ_l 是关于它的 高斯分布时,条件风险概率为

 $P_{l/k} = (1/\sqrt{2\pi\sigma})\exp[(\theta_l - \theta_k)^2/2\sigma^2]$ 模糊先验概率 P_k 可以看作 Gibbs 随机场算得的最 大后验概率 P(V)。

4 模糊 Gibbs 运动估计模型

Gibbs 算法可从能量的角度对高斯分布的不同 类型数据进行合成,不仅直观且便于扩展。然而,因

ſĮĠ

为该算法对于初始随机场的选择是依据块搜索方法 或光流方程迭代法生成的一个样本,对运动矢量场 的刻画不甚准确,所以对每一迭代过程的初始矢量 的选择引入风险大小机制,以此控制收敛结果,从而 优化 Gibbs 算法。

利用方程式(8)迭代求解 $E(V_i)$ 时,n+1步迭 代估计是由 $E(V_i^{(1)})$ 至 $E(V_i^{(n)})$ 步的最小风险能量 计算出的。结合方程式(9), $\phi \sigma = 1/2\pi$,风险的期望 可以写为

$$R_{\theta_l} = \sum_{1 \le k \le M} \lambda(\theta_l, \theta_k) e^{-2\pi^2(\theta_l - \theta_k)^2} e^{-\beta E(V_i^{(n)})} \quad (11)$$

这样一来, 第n+1步的解 $V_i^{(n+1)}$ 满足最小风险 Gibbs 分布,也就是说利用式(11)对式(8)的每一步 迭代结果进行选择,可得到最小风险条件下的收敛 结果。上述算法的执行利用了GNC 算法^[6],原理如 图 2 所示,其中 $\gamma^{(i)}$ 为边界不连续性控制参数,t为时 间步,每步迭代中不断减少 $\gamma^{(i)}$ 的取值,原则上当时 间由 $t=0 \rightarrow t = \infty$ 时, $\gamma_{target} \rightarrow 0$ 。 κ 是步进系数,模糊 Gibbs 随机场的全局能量最小化是通过局部迭代收 敛过程实现的。



本实验采用了逐点梯度下降法的采样与更新技 术,对式(8)中每一静态点关于 V; 求导后得到如下 迭代计算方程:

$$V_{i}^{(n+1)} = V_{i}^{(n)} - 2\mu(\partial E/\partial V_{i})$$

= $V_{i}^{(n)} - 2\mu\{2(V_{i}^{(n)} - \overline{V}_{i}) + 2\chi[< \nabla f(i), V_{i}^{(n)} > + f_{i}'] - 2\xi \sum_{i' \in N_{i}} \eta_{i}^{(n)}h(\eta_{i}^{(n)}) + \frac{2}{\gamma} e^{-\eta_{i}^{2}/\gamma} \}$ (12)

5 实验分析

在 $\tilde{\chi} = \tilde{\xi} = \tilde{\alpha}$ 条件下,改变迭代幅度 \tilde{u} 和边界不

连续性控制参数 γ ,通过监视任意点的 120 步迭代 过程,观察到的静态点收敛情况如下:许多点偶尔陷 入局部极小值后最终收敛, $\tilde{\mu}$ 越小收敛速度越慢,但 收敛概率提高, γ 用来控制不连续自适应能力,并不 影响收敛,如图 3 所示。





在定参数条件下,仅保证每一点能量最小,并不 能保证全局能量的最小化。既要容忍一定程度的不 连续性存在(具有一定的非凸性),又要保证局部呈 凸函数状态收敛,对此,基于模糊风险判别的 GNC 迭代算法对全局最优起到关键作用。在全局收敛实 验过程中,表1记录了7个不同7参数(由大至小) 下GNC 算法的迭代过程数据,每一步所使用的 *€* 参 数由上一步计算得到,总能量最终趋向最小值。

表 1 GNC 迭代过程

迭代次数	γ	Ę	$E_{ m all}$
第1次	1 000.00	7.1502	1.6255e+006
第 2次	200.00	7.0923	1.5983e + 006
第3次	50.00	6.7516	1.5163e+006
第 4次	10.00	3.9072	9.3711e+005
第5次	5.00	3. 421 8	9.4452e+005
第6次	1.00	1.4246	9.1332e+005
第7次	0.5	0.8067	8.4539e+005

针对图 4 两类经典运动图像,分别采用块匹配、 光流方程、Gibbs 和模糊 Gibbs 4 种算法进行实验。 图 4(a)中,3 辆运动小车分别位于最左边、中间和最 右边;图 4(b)中,背景相对摄像机下移,且右边妇女 起身。





则

第3帧进行表述。

由于利用模糊 Gibbs 随机场进行运动估计,是 通过在 GNC 迭代收敛过程中进行风险判决得到 的,而且 Gibbs 场能量方程中包含了块匹配和光流 方程两项正则化势函数,所以模糊 Gibbs 随机场的 估计结果必然是在低风险和平滑约束下的优化数据 融合方法,并继承了前两种估计结果的特点。如果用 $v_x(x,y),v_y(x,y)分别代表大小为 <math>M \times N = 256 \times$ 169 的图像在 f(x,y)一点的运动矢量,采用峰值信 噪比定量比较 4 种算法的结果。实验所选择的运动 序列中,点的运动幅度基本上是均匀的,所以对运动 矢量大小进行了归一化,尽管会带来 4 种方法信噪 比同步增加,但不影响横向比较。



6 结 论

采用模糊 Gibbs 方法解决运动估计问题不仅是 联系经典运动估计和现代运动估计的桥梁,也是一 种重要的数据融合方法,具有重要的意义。当然,要 有效地进行估计关键在于:(1)模糊问题的出发点是 否正确有效,模糊隶属度函数是否能有效提供采样 和决策之间的客观依据;(2)Gibbs 方程迭代过程中 如果容入模糊决策,能否继续收敛是数据完成融合 的关键。本文利用一点周围环境的特征相似度(块搜 索的 MAD 值)和条件风险概率建立相位风险决策 表,纳入 Gibbs 的迭代收敛计算,利用 GNC 这一决 策型模拟退火方法,迫使全局能量减少到最低点。这 种算法因为容入了人工的模糊约束,从而优化了数 据融合也增强了估计的鲁棒性和对不同图像处理系 统的普遍适应能力。

 $PSNR = 10\log_{10} \frac{255^2}{MSF}$

由式(13)、式(14)对两类图像中某帧图像和其相邻

第3帧图像进行计算,结果如表2所示,希望PSNR

越大越好。比较表 2 和图 5、图 6,足以显示:利用模

糊 Gibbs 能量方程估算的运动场无论从外部表现还

是定量分析都优于前三者,当然质量的评估也可以

借助于某一帧相对于经运动恢复后的后续第2帧或

表 2 运动估计 PSNR 结果



Hong L, Wang G. Centralised integratin of multi-seneror noisy

(14)

单位:dB

and fuzzy data [J]. IEEE Proceedings of Contral Theory and Applications, 1995, **142**(9):459~465.

- 2 Peacock A M, Renshaw D, Hannah J. A fuzzy data fusion method for improved motion estimation[EB/OL]. http://www. ee.ed.ac.uk/~vision/publications/ampACIVS99.pdf, 1999.
- 30 A. Murat Teakalp. 数字视频处理 [M]. 北京:电子工业出版社, 1998.
- 4 Horn B, Schunck B. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(2):185~203.
- 5 Lalande P, Bouthemy P. A statistical approach to the detection and tracking of moving objects in an image sequence [A]. In:5 th European Sinal Processing Conference EUSIPCO 90 [C], Barcelona, 1990:234~238.
- 6 Stan Z Li. Markov random field modeling in image analysis [M]. Springer-Verlag, Tokyo,2001.
- 7 Gerhard Winkler. Image analysis, random fields and dynamic monte carlo methods [M]. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 1995.
- 8 扬纶标,高英仪.模糊数学原理与应用[M].广州:华南理工大学 出版社,2002.
- 9 边肇祺,张学工.模式识别[M].北京:清华大学出版社,2000.



周寿军 1971 年生,2000 年于兰州大 学电信系获硕士学位,目前在第一军医大 学医工系攻读博士学位。主要感兴趣的领 域为模式识别、图像处理和运动估计与跟 踪。

梁 斌 1967 年生,1990 年在解放军 信息工程学院获信息系统专业学士学位, 现在第一军医大学医工系攻读博士学位。 主要研究方向是数字视频压缩与视频传 输。



陈武凡 1949 年生,教授、博士生导师。主要感兴趣的领域是医学图像处理、 Gibbs 随机场、广义模糊理论。

11

