

活动图象的锥体分析法*

徐心平

(中国科学院沈阳自动化所)

〔摘要〕 本文提出了一种新的活动图象分析法, 该方法建立在高效的多级分辨率图象锥体算法的基础上, 通过相关匹配估计图象序列连续帧间的位移, 给出了计算机模拟结果。

一 引 言

图象序列分析, 特别是活动图象分析近年来得到越来越多的重视, 并逐渐发展成图象分析中一个独立的研究领域, 其潜在的应用包括工业、交通、军事及医学等各个方面。例如, 机器人视觉系统的引导, 军事目标的跟踪, 遥感图象中各种随时间变化的地图的绘制, 生物器官(如心脏)大小、形状的变化及功能的描述, 以及活动图象传输中带宽的压缩。

活动图象分析的关键是局部运动的测量。即连续图象帧间局部模式在二维平面上运动的估计(大小、方向)。目前依据象素本身强度值的变化进行估计的方法主要有三种, 即频域法、梯度法和匹配法。频域法是对图象序列进行傅里叶变换, 据频域计算相邻帧间的相角差估计空间域的位移。梯度法是通过二帧图象间的时间梯度和空间梯度计算相对位移。而传统的匹配法则根据二帧间的互相关函数找出最佳的匹配位置, 从而得到位移的估计。这三种方法都有各自的局限性。

匹配法的基本原理是将图象序列中每一帧分成许多局部的区域(模式), 通过搜索寻找一给定区间内该模式在相继各帧中呈现什么样的位移。搜索过程本身就是计算局部模式间的互相关。设图象 f (图1)中某一局部模式即计算窗口的大小为 $M \times M$, 而在图象 g 中搜索的区域为 $N \times N$, 这时搜索的次数为 $(N/\Delta s + 1)^2$, 其中 Δs 为搜索点的采样距离; 在每一搜索点求相关匹配需计算的点数为 $(M/\Delta i)^2$,

其中 Δi 为窗口内象素点的采样距离。因此总的计算次数为 $(M/\Delta i)^2 (N/\Delta s + 1)^2$ 。当搜索区域内每点都要搜索, 而窗口内所有象素点都要比较时(即 $\Delta s = 1, \Delta i = 1$), 则总的计算次数等于 $M^2(N + 1)^2$, 显然计算花费非常大。

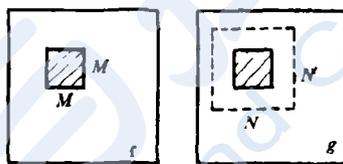


图1 搜索区及计算窗口

为了减少计算量, 近年来提出了许多种快速的匹配方法。依次相似性比较法^[1], 是通过累计窗口内依次比较的象素点的绝对误差, 当超过某一阈值后即认为该点不是匹配点而行止计算, 明显的降低了每一搜索点的平均计算次数。与此类似的另一种方法, 是对要匹配的图象先进行预处理, 例如带通滤波^[2], 从而增强图象的某些特征, 这时只需要比较少量的象素点即可得到正确的判断。另一类方法是设法减少搜索点的数量, 最有代表性的是所谓“粗-精搜索法”^[3], 它是先用较低分辨率的图象进行匹配, 经过粗搜索认为是有希望的匹配位置, 再用较高分辨率的图象进行更精的搜索。

本文提出的基于图象锥体表示的匹配方法, 是将上述各种方法的特点综合在一个标准的结构中, 其中分级离散相关算法, 可以高效的同时计算不同大小窗口内图象的相关; 图象的拉普拉斯锥的建立相当于对图象进行带通滤

* 收到本文的时间是1983年6月8日。

波预处理, 显著地增强了图象的特征; 而锥体结构本身就是图象的多级分辨率表示, 因此可以有效的实现粗-精搜索。另外, 这种方法适合同并行及管道式结构, 因此有可能用专用的数字硬件实现实时的活动图象分析。

二 图象的锥体表示

最近Burt提出了一种高效的图象锥体表示法^[4,5]。这种多级分辨率的图象表示法, 可以看成是一种标准的“计算工具”, 包括低通及带通滤波算法(高斯锥及拉普拉斯锥), 以及计算图象局部特性的分级离散相关算法或称HDC窗函数。

设原始图象为 G_0 , 对 G_0 中每 5×5 窗口内的象素点进行加权平均并隔点采样, 得到一个新的图阵 G_1 (图2a), 同理由 G_1 的 5×5 窗口内结点值加权平均、隔点采样得到图阵 G_2 , 依次类推得到一组逐渐缩小的图阵, 叠起来就构成一个锥体型(金字塔型)数据结构。对于第 l 级的图阵 $G_l(i, j)$, 可以由第 $l-1$ 级的图阵按下式得到

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) G_{l-1}(2i + m, 2j + n) \quad (1)$$

由此可以看出 G_l 的产生是一个递归卷积过程, 所以 G_l 可以看成是原始图象 G_0 与一个等效生成核 W_l 卷积并相应采样而得到的结果。生成核 W_l 随 l 的增加其窗口大小逐渐增大, 权重逐渐减小, 形状不变, 适当选择其参数, W_l 接近高斯概率密度函数, 所以这种锥体称为高斯锥。一个图象与一个高斯型函数卷积, 等效于对图象进行低通滤波, 因此高斯锥的各级是原始图象的一组低通滤波输出, 其带宽和采样率, 即图象的分辨率随级数的增加而逐渐降低。

如果把高斯锥相应级 G_{l+1} 通过内插扩展成与 G_l 相同大小的图阵 $G_{l+1,1}$, 然后求二者的差则得到一个新的锥体, $L_l = G_l - G_{l+1,1}$ 。两个高斯函数的差类似于拉普拉斯算子, 所以

L_l 可以看成是原始图象与一组拉普拉斯函数卷积的结果, L_l 称为拉普拉斯锥。因为 L_l 是高斯锥相邻两级低通滤波图象的差, 所以拉普拉斯锥是原始图象的一组带通滤波输出, 和高斯锥一样, 其带宽和采样率随级数的增高而逐渐降低。拉普拉斯锥增强了图象的某些特征(如边缘), 另一个特点是将拉普拉斯锥扩展相加可恢复成原始图象。

和高斯锥的计算类似, 在 5×5 窗口内计算图象的加权平均, 但随着重复次数 l 的增加, 采样密度不变(图2b), 这种算法称为分级离散相关或称为HDC窗函数。设原始图象为 $g_0(i, j)$, 则HDC窗函数可用“平均算子”符号表示为

$$A_l[g_0(i, j)] = g_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) g_{l-1}(i + m2^{l-1}, j + n2^{l-1}) \quad (2)$$

即表示原图在中心点为 (i, j) 的等效窗口 W_l 中的加权平均。等效窗口 W_l 的特性与高斯锥的等效生成核一样, 也是高斯型的, 最大权重在窗口中心的象素点。随 l 的增加窗口逐渐增大, 因此用HDC窗函数, 可以高效的同时计

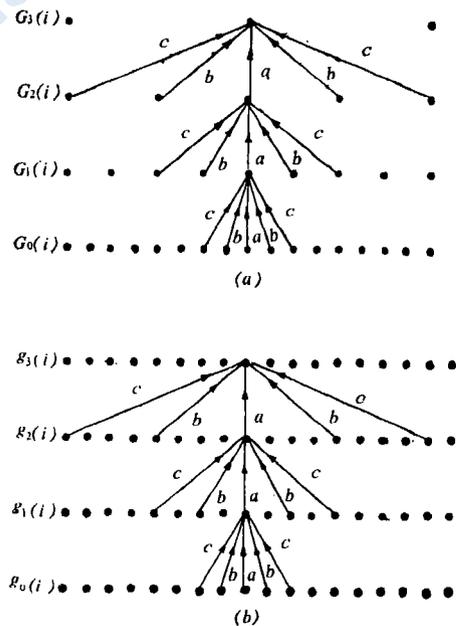


图2 高斯锥(a)及HDC窗函数(b)

算不同大小窗口内图象的各种特性,如均值、方差、能量特性及相关特性等。



图3 (a)LADY图象的高斯锥及(b)拉普拉斯锥

三 相关测度

用于匹配的相关测度种类很多,其性能和计算量则有很大差别。图象 $f(i)$ 和 $g(i+\delta)$ 间的局部相关可以定义为下列通用形式(为了简化描述,这里用一维形式来讨论)

$$C(i, \delta) = \sum_m W(m) F[f(i+m)] \cdot F[g(i+\delta+m)] \quad (3)$$

上式表示 f, g 间的相关,是在大小由窗口 W 决定的局部模式间计算的,窗口大小及形状对于匹配性能起重要作用,窗口太小包含的图象细节不明显,将引起错误的匹配;窗口太大,则不同运动的图象模式将重叠而无法区分。因此采用HDC窗函数可以高效地同时计算不同大小窗口内的相关,这时式(3)可表示为

$$C(i, \delta) = A_1 [F[f(i)] \cdot F[g(i+\delta)]] \quad (4)$$

式中 $F[\]$ 代表为增强图象特征采用的预处理算子或滤波器,运算符号“ \cdot ”代表相关运算的形式,例如直接相乘或各种归一化运算。

对于 f, g 间的匹配,即计算产生最大相关值 $C(i, \delta)$ 时所对应的 δ 值,许多相关测度在精确的匹配点,并不一定产生最大的相关值。影

响匹配性能的因素不仅包括图象的频谱内容、计算相关的窗口大小和形状,而且还有图象本身的畸变(均值、方差、比例等的变化)以及噪音,这些都是伴随图象运动经常发生的。因此寻找一种可靠的,相对计算量较小的相关测度是匹配法运动估计的关键。我们对下列五种不同的相关测度进行了比较研究^[6]。

A. 基本相关

$$C_D(i, \delta) = A_1 [f(i)g(i+\delta)] \quad (5)$$

B. 均值归一化相关

$$C_M(i, \delta) = A_1 [f(i)g(i+\delta)] - A_1 [f(i)]A_1 [g(i+\delta)] \quad (6)$$

C. 方差归一化相关

$$C_V(i, \delta) = \frac{C_M(i, \delta)}{(A_1 [f^2(i)] - A_1^2 [f(i)])^{1/2} * (A_1 [g^2(i+\delta)] - A_1^2 [g(i+\delta)])^{1/2}} \quad (7)$$

D. 拉普拉斯相关

$$C_L(i, \delta) = A_1 [L_f(i)L_g(i+\delta)] \quad (8)$$

式中 L_f, L_g 分别为 f, g 的拉普拉斯锥。

E. 二值相关

$$C_B(i, \delta) = A_1 [B_f(i)B_g(i+\delta)] \quad (9)$$

式中 B_f, B_g 分别是对 L_f, L_g 阈值处理后得到的二值图象。

我们通过计算机模拟改变图象的内容、窗口大小及形状,附加不同的噪音及各种畸变,对上述五种测度进行性能比较表明,基本相关最简单但误差最大,方差归一化相关误差最小但计算量非常大。拉普拉斯相关除了具有高频噪音时性能较差外,其它情形性能都很好,而且计算量只比基本相关略大,远小于方差归一化相关,因此从性能及计算花费比考虑,拉普拉斯相关是较理想的测度,详细的试验结果可参阅文献[6]。

四 搜索及位移估计的基本原理

搜索及位移估计的第一步,是建立图象 f, g 的拉普拉斯锥 Lf_1, Lg_1 。假设根据先验知

识已知图象的位移 $|d| < 2^k$ ，则首先在拉普拉斯锥的第 k 级进行粗搜索，这时搜索的次数可以减到最小，只对两个局部模式本身及相对 ± 1 的位置进行三次相关计算，即 $N/\Delta s + 1 = 3$ 。相当于对原始图象的搜索间隔 $\Delta s = 2^k$ ，搜索区域为 $N = 2 \times 2^k$ 。

第二步是利用 HDC 窗函数，对 $\delta = -1, 0, +1$ 三点分别计算两个拉普拉斯锥的第 k 级间的相关

$$\begin{cases} C_{-1} = C(i, -1) = A_i [Lf_k(i) Lg_k(i-1)] \\ C_0 = C(i, 0) = A_i [Lf_k(i) Lg_k(i)] \\ C_{+1} = C(i, +1) = A_i [Lf_k(i) Lg_k(i+1)] \end{cases} \quad (10)$$

这三个值表明了以第 i 点为中心、窗口大小为 W_i 的局部模式间在上述三个方向运动的证据。例如当位移 $d = 0$ 时，显然 C_0 具有最大值(图4a)，反之若 d 接近于 2^k 时，则 C_{+1} 具有最大值。因此通过这三点的相关值内插，求该内插曲线最大值所在的位置，就可以估计实际的位移 d_k (图4b)。

当 $C_{+1} > C_{-1}$ 时

$$d_k(i) = 2^{k-1} \frac{C_{+1} - C_{-1}}{C_0 - C_{-1}}$$

$$CF(i) = C_0 - C_{-1}$$

当 $C_{-1} > C_{+1}$ 时

$$d_k(i) = -2^{k-1} \frac{C_{-1} - C_{+1}}{C_0 - C_{+1}}$$

$$CF(i) = C_0 - C_{+1} \quad (11)$$

$CF(i)$ 是位移估计的置信度，对于灰值相对比较均匀的图象区域，即细节不明显的区域，以及位移超过 $\pm 2^k$ 范围以外时位移估计的可靠性变差，即 $CF(i)$ 值降低。

图5表示实际 LADY 图象向右移动 6 个象素，在拉普拉斯锥的第三级，计算水平方向的三个相关值所得到的位移估计和置信度的直方图。原图阵为 128×128 ，拉氏锥第三级图阵变成 $16 \times 16 = 256$ 个象素点，其中位移估计量精确等于 6 的共 217 点，而估计误差为 ± 1 的仅 38 点。

如果实际的位移 d 大于 2^k ，而仍在第 k 级

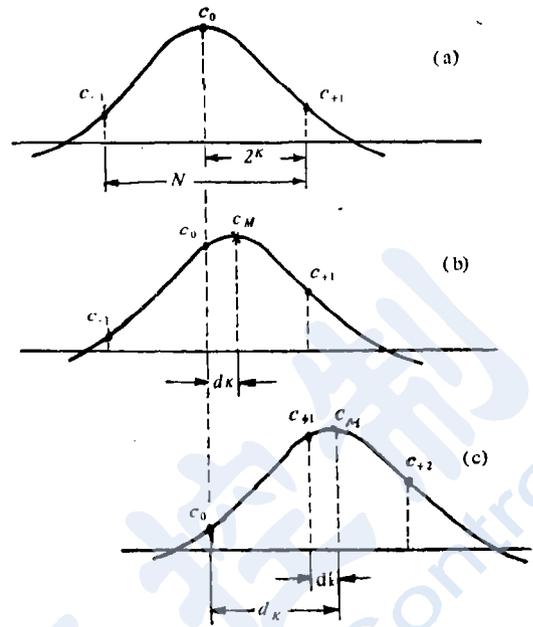


图4 相关值内插求位移估计

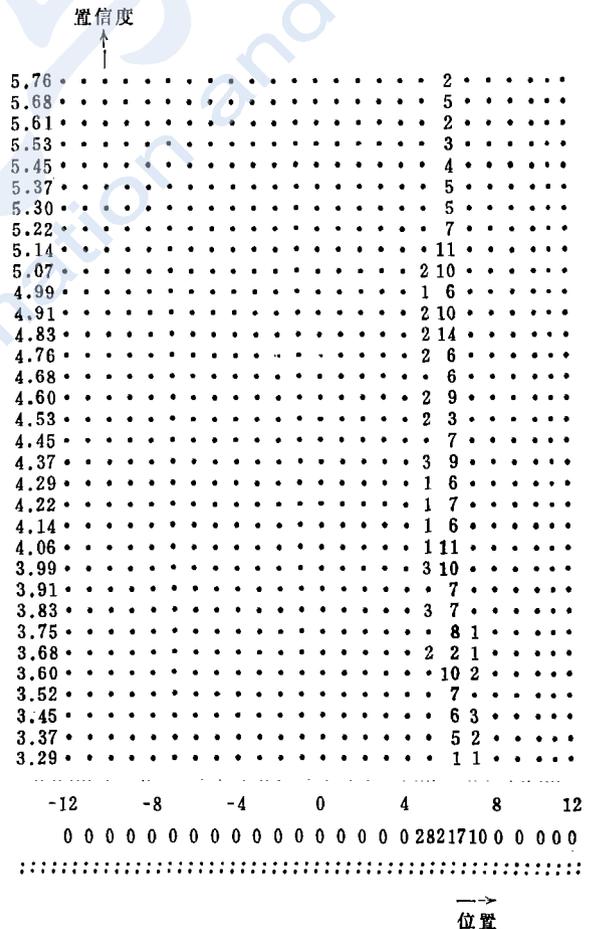


图5 LADY图象位移估计及置信度直方图

仅仅搜索三点, 显然无法得到正确的位移估计。由图 4c 可以看出这时最大相关值 C_M 不在 C_0, C_{-1}, C_{+1} 三点之间, 因此无法用简单的内插得到。这时需要在锥体的更高一级进行粗搜索, 但也可根据在第 k 级计算的三点值, 先判定位移的方向, 然后再相应扩大搜索区域, 例如当 $C_{+1} > C_0$ 时, 表示位移方向为正, 则增加计算 $\delta = 2$ 时的相关值

$$C_{+2} = C(i, +2) = A_1 [Lf_k(i) Lg_k(i+2)]$$

再根据 C_0, C_{+1}, C_{+2} 三点值内插计算位移估计量 d_k' , 则实际的位移估计 $d_k = d_k' + 2^k$ (图 4c)。这时搜索次数仅增加了一点。

五 运动流矢量场

基于上述基本原理, 实际的活动图象分析, 可以在拉普拉斯锥的每一级 (不同的空间频带) 计算一组简单的运动通道, 然后根据这些通道的输出适当地组合, 得到每一局部区间实际的运动估计, 形成活动图象的运动流矢量场。

设 $L1_k$ 及 $L2_k$ 是图象序列相邻两帧的拉普拉斯锥, k 代表锥的级数, 根据式 (10) 可定义简单运动通道为

$$M_{\alpha, \beta}(i, j) = A_1 [L1_k(i, j) L2_k(i + \alpha, j + \beta)] \quad (12)$$

式中 l 代表 HDC 窗函数计算的次数, 即决定了计算的窗口大小。 α, β 由搜索区决定, 当搜索区为 3×3 时, α, β 分别为 $-1, 0, +1$, 相应形成零、上、下、左、右及四个对角线, 共 9 个简单运动通道。这 9 个通道的输出分别代表了该特定方向运动的证据。根据式 (11) 对每 3 个相应的简单运动通道的输出组合, 则可得到 4 个合成通道的输出, 即水平、垂直、 45° 及 135° 方向的运动估计 (图 6)。

例如零通道、左通道及右通道的输出分别为

$$Mze_k(i, j) = A_1 [L1_k(i, j) L2_k(i, j)]$$

$$Mlt_k(i, j) = A_1 [L1_k(i, j) L2_k(i-1, j)]$$

$$Mrt_k(i, j) = A_1 [L1_k(i, j) L2_k(i+1, j)]$$

则水平方向合成通道的位移估计及相应的置信度分别为

$$Drt_k(i, j) = 2^{k-1} \frac{Mrt_k(i, j) - Mlt_k(i, j)}{Mze_k(i, j) - Mlt_k(i, j)}$$

$$Crt_k(i, j) = Mze_k(i, j) - Mlt_k(i, j)$$

$$(Mrt_k(i, j) > Mlt_k(i, j))$$

为了由上述 4 个合成通道的输出确定实际的运动估计 (位移的大小及方向), 首先必须确定该图象局部模式是属于纹理区域或轮廓点。只有具有一定能量的纹理区域, 运动估计才是可靠的, 如果该窗口内为一平滑的轮廓, 只有垂直于该轮廓的位移分量可以计算, 而平行于轮廓的位移分量是无法计算的 (图 7), 因为在此方向位移估计的置信度很低, 所以根据四个合成通道的置信度, 可以判定该点是属于纹理区域或轮廓。

当四个合成通道的置信度都较高时, 表明该点是纹理点, 位移估计由四个输出的矢量平均得到。当四个方向的置信度都较低时, 认为该估计是不可靠的, 如前所述, 可能是由于图象缺少细节或运动速度太快, 而无法在该空间频带上处理, 因此该点在以后的分析中不予考虑。如果三个通道的置信度高, 只有一个方向的置信度低, 则后者即为轮廓的方向, 这时只取垂直于该方向的输出, 作为该轮廓点运动估计的垂直分量。同理如果两个通道为高置信度, 另两个为低置信度时, 表示轮廓方向在后两个方向之间, 则取另两个方向的位移估计的

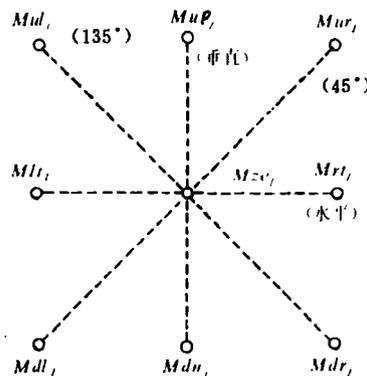


图 6 简单运动通道及合成运动通道

矢量平均, 作为该轮廓点运动的垂直分量。

根据上述判定准则, 由四个合成运动的输出就可确定拉普拉斯锥相应级每一点的运动估计, 用矢量的大小及方向分别表示该点位移的大小和方向, 就形成了该活动图象的运动流矢量场。

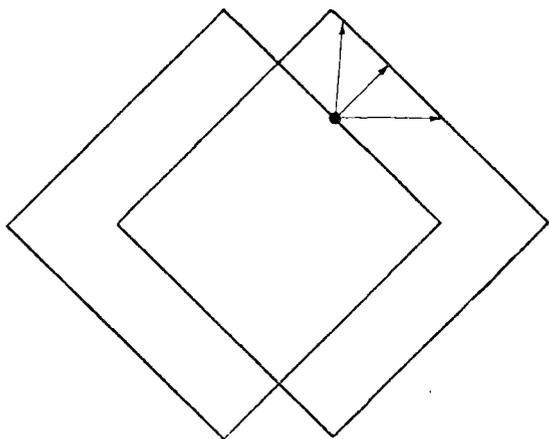


图7 轮廓点的运动

六 实 例

图8是根据上述方法计算的实例。图8a是一个人工图象, 暗的背景中有一个亮的方块, 二者都是均匀随机纹理, 原图大小为 128×128 。第二帧相对于第一帧整图右移5个像素。图8b、8c、8d分别是对两帧图象的拉普拉斯锥的第1、2、3级分别计算得到的运动流矢量场。矢量端点为实心矩形的代表纹理点, 空心的代表轮廓点, 矢量的大小及方向表示该点位移估计的结果。运动流矢量场大小为 16×16 , 每两个矢量点间的距离等于8个像素。对于轮廓点只表示了其位移的垂直分量。

该例中采用的搜索区为 5×5 , 即式(12)中的 α, β 分别为 $-2, -1, 0, +1, +2$, 所以有25个简单通道。这时在拉普拉斯锥的第 k 级可以估计的最大位移扩大了一倍, 即 $d_{k \max} = \pm 2 \times 2^k$ 。对于第一级 $d_{1 \max} = \pm 2 \times 2 = \pm 4$, 而实际位移为5, 所以估计误差较

大。对于第二级 $d_{2 \max} = \pm 8$, 由图8c可以看出运动估计是足够精确的。(注: 该矢量图的背景是原图的拉普拉斯锥相应级图象扩展到原图大小的结果。)

用同样的方法计算的另两个例子, 进一步表明了该方法的良好性能。仍采用图8a相同的人工图象, 但其暗的背景及亮的方块分别沿不同方向移动, 背景下移2个像素, 方块右移4个像素, 图9a是在拉普拉斯锥第1级计算得到

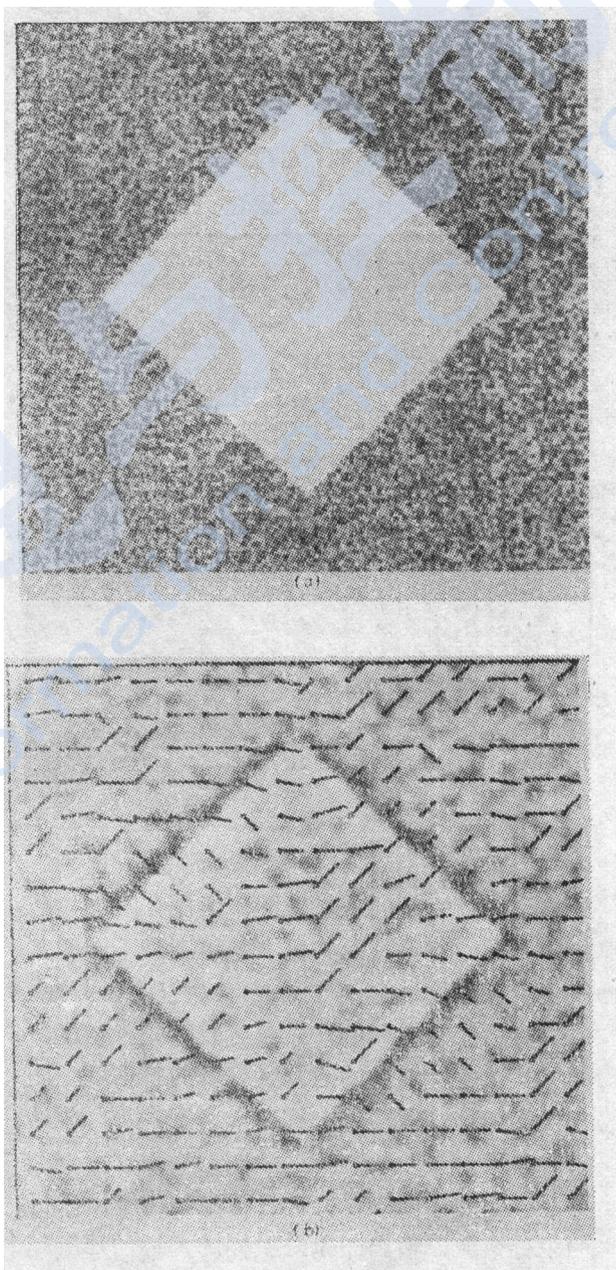


图8 整图右移5个像素的运动估计

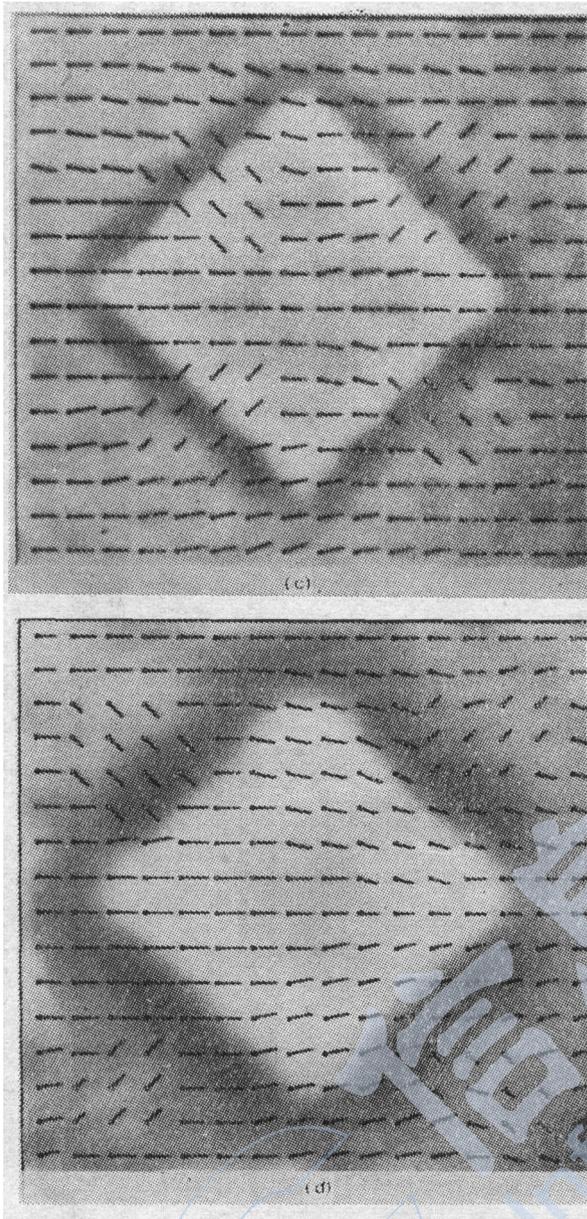


图8 整图右移5个像素的运动估计

的结果,图9b是同一矢量图,但没有附加拉普拉斯锥作为背景,而矢量本身用三级不同的灰度表示该点估计的置信度,可以看出大部分点的位移估计是正确的,且具有较高的置信度,而某些误差特别大的点则具有低的置信度。图10是实际LADY图象右移3个像素得到的结果。

实际的活动图象分析任务中,由于摄像机的积分效应,输出图象是模糊的,运动速度越快模糊程度越严重,人的视觉观察活动对象时

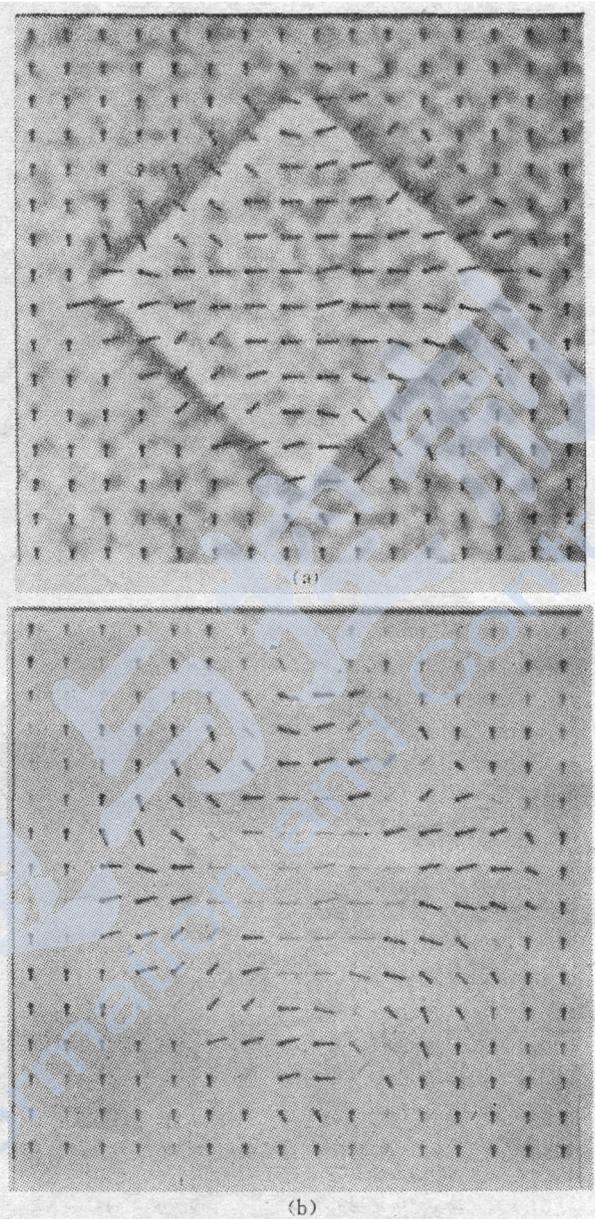


图9 背景和对象分别移动时的位移估计

也是类似的。其效果相当于对图象进行了低通滤波预处理,这对于前述基于拉普拉斯锥的运动估计方法是有利的。试验表明图8所示人工图象如果积分变模糊后,在拉普拉斯锥第二级,只利用9个简单运动通道计算的位移估计与图8c的结果一样精确。图11是另一个快速运动的例子,原图背景为固定的随机纹理,活动对象为视力检验表,图11b是原图右移12个像素后观察到的模糊图象,由拉普拉斯锥第二级计算得到运动估计矢量图(图11c),可以看出背景

七 结 束 语

上述运动估值法可以概括为四个明显独立的步骤：①滤波预处理——建立图象序列的拉普拉斯锥，得到一组空间带通滤波输出；②在每个空间频段内计算9个简单运动通道；③由简单运动通道输出组合为4个合成通道，得到4个方向的位移估计及置信度；④根据判定准则对四个合成通道的输出比较，确定每一频段内每一点的运动估计，形成运动流矢量场。

运动分析中大部分的计算放在预处理阶段（第一步和第二步），这些计算都是用高效的锥体算法实现，而且不同空间频率及各个简单运动通道的计算，可以用分离的处理器并行计算，另一方面四个阶段的计算可以实现管道化。所以这种方法又称为多分辨率、多通道直通式运动分析法⁷，即对所有的图象和各个频段的处理都是标准算法，运算速度可以显著加快。

活动图象分析是一个复杂的处理过程。基于锥体的运动估计得到一组不同频段的运动流矢量场，这给进一步分析提供了基础。将这些局部的运动在一个区域内或沿某一轮廓集合成一个整体的运动，根据这些结果将景物分割成不同的对象或判断其三维结构，则是活动图象分析进一步的研究课题。

参 考 文 献

- [1] Barnea, D. and Silverman, H., A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration, IEEE Trans. Computer, 179—186, 1972.
- [2] Frei, W. et al., Fast Matching of Non-Stationary Images with False Fix Protection, Proc. 5th Intl. Conf. on Pattern Recognition, 208—212, 1980.
- [3] Wong, R. and Hall, E., Sequential Hierarchical Scene Matching, IEEE Trans. Computers, 359—366, 1978.
- [4] Burt, P., Fast Filter Transforms for Image Processing, Computer Graphics and Image Processing, 16, 20—51, 1981.

(下转22页)

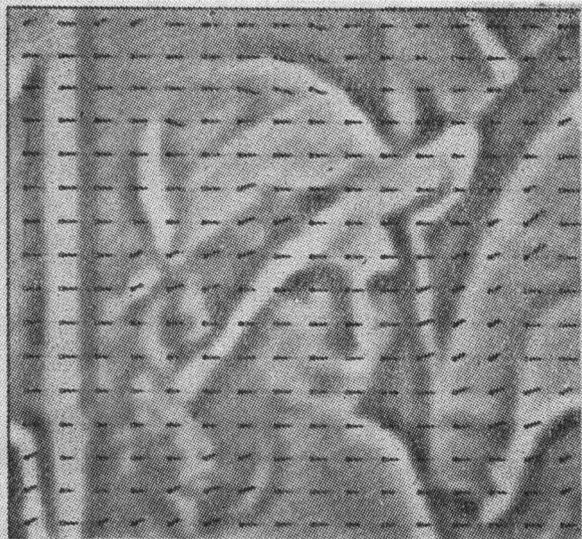
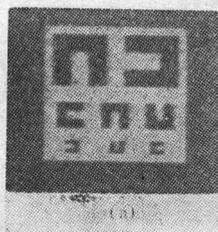
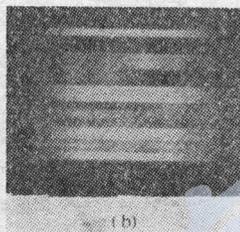


图 10 实际LADY图象的位移估计



(a)



(b)

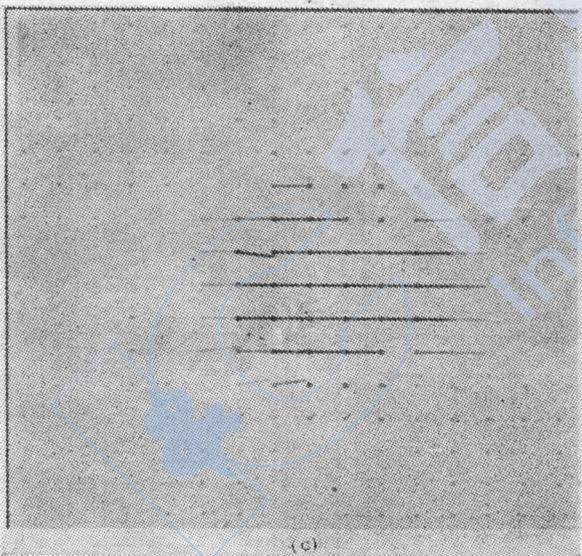


图 11

的位移估计都等于零，而对象的位移估计等于8（因为第二级估计的最大位移限制为8）。

表 3

调节器电路参数		系统超调量		过渡过程时间		调速直流电动机		
R_s	C_s	M_p		t_s		输入电压	转 数	突卸负载
		计算值	测量值	计算值	测量值			
458k Ω	0.94 μ f	14.34%	14.2%	0.62Sec	0.60Sec	135V	850rpm	8A~1A
865k Ω	0.264 μ f	19.3%	18.3%	0.32Sec	0.32Sec	130V	850rpm	8A~1A

六 结 束 语

综上所述,对两种调速系统按本法计算的结果与实验的结果较为吻合。本法不仅可用于调速系统调节器设计,而且还可用于随动系统化工系统及飞行器控制系统。

但是,对于 ρ^2 与 σ 的约束条件和如何选定 K_s 与 τ_s 的初值等问题,还不十分明确,须要进一步探讨。

在做KZS-1型可控硅直流调速实验装置实验时,得到了吉林工业大学电子工程系安致华和黄显东等同志的协助,特此致谢。

(上接5页)

由此证明了R-1和R-2的代数等价性,亦进一步说明了两种算法的正确性。

此项研究得到天津大学刘豹教授、张世英副教授的指导和帮助,在此表示衷心感谢。

参 考 文 献

- (1) Leontief, W.W., Studies in the Structure of the American Economy, Oxford University, Press, London, 1953.
- (2) 张钟俊、张启人, 线性计量经济系统的状态空间实现, 信息与控制, 1981年第4期。
- (3) Roberto Guidorzi, Canonical Structures in the Identification of Multivariable Systems, Automatica, Vol.11, pp.361-374, 1975.
- (4) Myoken, H., Dynamic Structures, Optimal Control and Stabilization in Multivariable Economic Systems, Bunshindo Publishing Company, Ltd. Tokyo, 1980.

程序(略)。

参 考 文 献

- (1) Anderson, B.D.O., Linear Optimal Control, Prentice-Hall, 1971(尤云程译于1982年)。
- (2) 韩京清, 线性控制系统的结构与反馈系统计算, 1979年全国控制理论厦门会议论文集, 科学出版社, 1981年。
- (3) 陈伯时, 自动控制系统, 机械工业出版社, 1981年。
- (4) 熊光楞, 控制系统的数字仿真, 清华大学出版社, 1982年。
- (5) 佛特曼, T.E., 海兹, K.L. (吕林等译), 线性系统引论, 1979年。
- (6) 市川帮彦, 自动制御系的设计理论, 鹿柴园书株式会社, 1979年。
- (5) Holly, S., Rüstern, B., Zarrop, M.B., Optimal Control for Econometric Models, st. Martins, Press, New York, 1979.
- (6) 张世英, 关于线性计量经济系统的状态空间实现问题, 天津大学学报, 1982年第3期。

(上接13页)

- (5) Adelson, E. and Burt, P., Image Data Compression with the Laplacian Pyramid, Proc. IEEE Conf. on Pattern Recognition and Image Processing, 218-223, 1981.
- (6) Burt, P., Yen, C. and Xu, X., Local Correlation Measures for Motion Analysis, Proc. IEEE Conf. on Pattern Recognition and Image Processing, 269-274, 1982.
- (7) Burt, P., Yen, C. and Xu, X., Multi-resolution Flow-through Motion Analysis, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 246-252, 1983.

ABSTRACTS

On the Least Dimension State Space Realization of Dynamic Input-output Model

Shen Jianzhong

In this paper an investment-production model is established with the method of data identification. A dynamic input-output model with multivariable I/O difference equation is proposed based on it. And the problem of the least dimension state space realization of the model is investigated.

In the paper computations are done on the basis of practical local data. (p.1)

Image Motion Analysis with the Pyramid

Xu Xinping

A new method for image motion analysis is proposed. It is based on the multi-resolution pyramid algorithms with high efficiency and uses correlation matching process to estimate the displacement between the motion sequence frames. The analysis is decomposed into four distinct stages and independent channels, so it is possible to perform the computation in parallel pipelined hardware. Some computer simulation results are given. (p.6)

A Microcomputer Control System of Triple-color Knitting Machine

Li Jiuling et al.

In this paper, a microcomputer control system of triple-color knitting machine is introduced. Using the TP-801 microcomputer a great variety of cap can be knitted automatically with the programs stored in EPROM or cassette. The software is designed to simplify the operation and save memory. This system has been running well. (p.14)

An Optimization Method of the Controller Parameter

Zhao Xiquan

An optimization method for determining the controller by means of least square solution of Riccati equation in the single variable systems is discussed in this paper. According to this method an optimization parameters value of the rotative ve-