

基于脑磁共振图像配准的动态联合角点检测算法

李勇明¹ 周 颀^{1,2} 王洪辉² 高乙文¹

(重庆大学通信工程学院 重庆 400030)¹ (四川文理学院 达州 635000)²

摘要 角点检测算法是基于角特征点的图像配准方法的核心。Harris 和 Susan 是两种重要的角点检测算法,有较好的检测能力,但是其在描述角点信息方面都不全面。因此,联合 Harris、Susan 两种算法是一种较好的解决思路。其中,如何确定在联合算法中 Harris、Susan 两种算法的权重是一个关键。设计了一种联合算法,并通过统计实验获取两者的权重,通过引入两个加权因子 ω_1 和 ω_2 分别对 Harris 角点响应值与 Susan 角点响应值进行加权计算,获得其角点强度,从而筛选出新的角点集合,使该联合算法的角点检测能力明显提高。最后将该方法用于脑磁共振图像配准实验中。实验比较结果表明,该联合角点检测算法在脑磁共振图像配准的应用中,相对于目前已有角点检测算法,能获得较高的配准精度和较好的稳定性。

关键词 脑磁共振图像配准, Harris 算子, Susan 算子, 动态, 联合角点检测

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A

Dynamic Combinational Corner Detection Algorithm Based on Brain Magnetic Resonance Image Registration

LI Yong-ming¹ ZHOU Di^{1,2} WANG Hong-hui² GAO Yi-wen¹

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)¹

(Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)²

Abstract Corner detection algorithm is key to the image registration algorithm based on corner feature point. Harris and Susan algorithms are two important detection algorithms of them because of their satisfying detection capability. But they are not comprehensive to describe the information of the corner points. Therefore, it is good solution to combine them together to enhance their capability. For this solution, it is important to find the weight of the two algorithms. This paper proposed a combinational method, and improved its capability greatly by introducing two weighted factors ω_1 and ω_2 and deciding their proportion based on statistical experiments. In the end, the method was used in brain MR image registration. The experimental results show that this algorithm can be used for brain MR image registration and can obtain higher registration precision and stability compared with the existing corner detection algorithms.

Keywords Brain MR image registration, Harris operator, Susan operator, Dyanmic, Combinational corner detection

1 引言

脑磁共振图像配准是脑磁共振图像处理的重要前期环节,而后者是脑部疾病分析的有效手段。基于特征点的图像配准方法具有速度快、设计简便等优点,应用较为广泛。其中,角特征点(角点)检测算法具有运算量小、实时性和有效性高等优点,因此是较为主流的基于特征点的图像配准方法^[1]。目前常用的角点检测算子有: Moravec 算子、Susan 算子、Harris 算子、SIFT 算子等^[4-7]。Moravec 算子对边缘响应和噪声比较敏感,从而影响了角点提取的准确率^[1]; Harris 算子对噪声敏感,但较为稳定^[2]。Susan 算子具有很强的抗噪性、缩放和旋转不变性^[3]。目前的角点检测算法大都是基于上述算子的改进研究^[8-11]。由于不同算子的原理不同,它们提取

的角点并不能完整、正确地描述特征点信息,因此有必要研究结合不同的算子来提取角点以综合实现脑磁共振图像配准。基于此,提出了结合 Harris 和 Susan 算子的联合角点检测算法用于脑磁共振图像配准,旨在提出一种有效、新颖的脑磁共振图像配准方法。通过统计实验,针对不同的图像样本,动态获取两种算子的权重,从而可提高该联合算法的性能。实验结果表明,该方法可行且具有明显的改进效果。

2 算法研究

2.1 基于角点的图像配准方法

基于角点的图像配准方法有 4 个步骤:角点检测、角点匹配、空间变换估计和图像重采样。角点检测方法应具有抗干扰性、鲁棒性和均匀分布等特性,即在图像发生了几何变化和

到稿日期:2011-07-10 返修日期:2011-12-27 本文受国家自然科学基金(60971016, 61108086),重庆市重大科技专项(CSTC, 2009AB2147),重庆大学中央高校科研启动基金(CDJZR10160003),达州市重大科技攻关项目(2010zdzx006)资助。

李勇明 男,博士,硕士生导师,主要研究方向为图像/语音处理、智能计算、模式识别;周 颀 男,硕士,助理研究员,主要研究方向为人工智能、模式识别;王洪辉 男,硕士,主要研究方向为人工智能、模式识别;高乙文 女,硕士,主要研究方向为医学图像处理。

灰度变化时,利用检测算法提取出的特征点仍具有较高的重复性并能均匀分布。

角点的匹配是通过角点相似度量和搜索策略来实现的,常常分为粗匹配和精匹配。首先通过定义相似度量来判断参考图像和待配准图像中两个角点的相似程度,在这个过程中利用搜索算法寻找出能满足已定义的相似度量的角点,因此得到了粗匹配的特征点集,往往通过粗匹配得到的匹配特征点集是多对多的;然后以特征点的另一属性作为相似度量实现精匹配,最终精匹配得到了一一对应的匹配点对。

空间变换估计使用精匹配得到的角点对来估计待配准图像与参考图像之间的变换参数。通常用到的有刚体变换、投影变换、仿射变换和非线性变换,本文的实验属于刚体变换。刚体变换包含了平移、旋转和缩放,具体公式如下:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, x_1, y_1 为原来的坐标,变换后的坐标为 x_2, y_2 。

图像采样根据空间变换估计得到的图像变换参数后,对待配准图像进行反变换,就可以得到配准后的图像。由于刚性变换中的旋转造成坐标出现浮点数,因此需要利用灰度插值才能得到配准后的图像。本文利用双线性插值法, p 点是变换后所在的位置,其坐标为浮点数, p 点的灰度值需要用它周围 4 个点的灰度值来计算,其计算公式如下:

$$I_p(x_p, y_p) = \begin{bmatrix} 1-\Delta x & \Delta x \\ \Delta y & 1-\Delta y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I(x_1, y_1) & I(x_1, y_2) \\ I(x_2, y_1) & I(x_2, y_2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-\Delta y \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (2)$$

2.2 常用角点检测算子

2.2.1 Harris 算子

Harris 算子是 C. Harris 和 M. Stephe 提出的角点检测算子,在许多文献中已经证明了 Harris 算子是最稳定的一种角点提取算子,同时其计算简单,并能均匀提取角点^[2,8]。其主要流程描述如下:

Step1 利用 x, y 方向上的梯度算子与图像进行卷积运算得到各个点的梯度:

$$\begin{cases} X = I \otimes (-1, 0, 1) = \partial I / \partial X \\ Y = I \otimes (-1, 0, 1)^T = \partial I / \partial Y \end{cases} \quad (3)$$

Step2 对每一个像素利用已经求出的梯度值计算其对应的二阶方阵 $M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$, 其中 A, B, C 分别为:

$$\begin{cases} A = X^2 \otimes \omega \\ B = Y^2 \otimes \omega \\ C = (XY) \otimes \omega \end{cases} \quad (4)$$

式中, \otimes 是卷积算子, ω 是高斯函数并且 $\omega = \exp(-(x^2 + y^2)/2\delta^2)$ 。

Step3 在 Harris 算法中定义了角响应函数 R , 如式(5)所示:

$$R = \text{Det}(M) - k \text{Trace}^2(M) \quad (5)$$

式中, k 是一个固定参数,通常取值 $k = 0.04 \sim 0.06$, $\text{Det}(M)$ 是矩阵 M 的行列式, $\text{Trace}(M)$ 是矩阵 M 的迹,分别对其进行计算,如式(6)所示:

$$\begin{cases} \text{Det}(M) = AB - C^2 \\ \text{Trace}(M) = A + B \end{cases} \quad (6)$$

Step4 通过上一步,计算出了每个像素的角响应值 R ,

对 R 设定一个阈值 T , 当某一像素的角响应值 $R > T$ 时,将其作为角点的候选点而保存下来。

Step5 最后利用抑制非最大值的方法筛选出 R 的局部最大值作为角点,即选择一个 7×7 的窗口,选取窗口中 R 的最大值的点保存下来作为角点。

2.2.2 Susan 算子

Susan 角点检测算子是基于图像灰度的。首先定义“USAN”区域,即在一个圆形模板内,若模板内某像素的灰度值与该模板中心像素的灰度值的差小于一个已定的阈值,则认为该点与模板中心点属于同值的,也就是说,只要满足上述条件的像素就组成了“USAN”区域。从上述可知,“USAN”区域的面积大小反映了局部特征的强度,因此只要根据“USAN”区域的面积确定一个合适的阈值就可以判断该点是否为角点。

USAN 区域面积的计算如下:

$$n(r_0) = \sum_{r \in c(r_0)} c(r_0, r) \quad (7)$$

式中, $c(r_0)$ 是中心位于 r_0 的模板区域, $c(r_0, r)$ 为模板内同像素的判别函数,定义为:

$$c(r_0, r) = \begin{cases} 1, & |I(r) - I(r_0)| \leq t \\ 0, & |I(r) - I(r_0)| > t \end{cases} \quad (8)$$

式中, $I(r)$ 和 $I(r_0)$ 分别代表模板内各个点 r 和模板中心点 r_0 的灰度值,在文献[9]中 t 为灰度差门限,一般选择 25。

最后的角点判决函数可定义为:

$$R(r_0) = \begin{cases} g - n(r_0), & n(r_0) \leq g \\ 0, & n(r_0) > g \end{cases} \quad (9)$$

式中, g 为几何门限,决定了所检测到角点的尖锐程度。在文献[10]中为提高抗噪声干扰能力, g 不仅涉及了一个上限 g , 还设定了一个下线 g , 通常情况下取 $2 \sim 10$ 个像素。同时利用抑制非最大值的方法,根据 $R(r_0)$, 选取窗口内 R 的局部最大值作为角点。

2.3 角点匹配算法

2.3.1 归一化相关法

文献[12]利用了归一化相关法进行角点匹配,归一化相关法^[12]利用角点像素灰度值的相似程度来判断两角点是否匹配。假设 ω_1, ω_2 分别是以参考图像中的角点集 p 和待配准图像中的角点集 r 为中心的大小相同的窗口, u_1, u_2 分别是两个窗口的灰度值的均值,其中 i 是 ω_1, ω_2 的窗口大小,则 NCC 公式为:

$$NCC = \frac{\sum_i (\omega_1(x_i, y_i) - u_1)(\omega_2(x_i, y_i) - u_2)}{\sqrt{\sum_i (\omega_1(x_i, y_i) - u_1)^2 \sum_i (\omega_2(x_i, y_i) - u_2)^2}} \quad (10)$$

进行角点粗匹配时,首先对于参考图像上的任意一个角点 p_i , 寻找在待配准图像中与它相关性最大的角点 s_j ; 再对待配准图像中的点 s_j 反向搜索参考图像中与它相关性最大的角点 p_k , 如果 $p_i = p_k$, 则 p_i 与 s_j 匹配。

2.3.2 投票策略

为了进一步精匹配,本文采用了一种投票策略,用于混合角点检测算法中。该策略基于角点之间的欧氏距离,采用了权值投票的方式,有效地控制了误匹配角点数目。算法描述如下:

Step1 使用式(11)分别计算参考图像和待配准图像由角点检测算法检测出的角点之间的欧氏距离矩阵 $R_{N \times N}$ 和

$T_{M \times M}$ 。

$$dis(p_i, s_j) = \| p_i - s_j \| \quad (11)$$

式中, p_i 与 s_j 分别是参考图像与待配准图像上检测出的角点。假设参考图像上检测出的角点集为 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 与 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$, 其中, N 与 M 分别是参考图像与待配准图像上角点的个数, 则有:

$$R_{N \times N} = [r_{i,j}]_{N \times N} = \begin{bmatrix} 0 & r_{1,2} & \dots & r_{1,N} \\ r_{2,1} & 0 & \dots & r_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N,1} & r_{N,2} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$T_{M \times M} = [t_{i,j}]_{M \times M} = \begin{bmatrix} 0 & t_{1,2} & \dots & t_{1,M} \\ t_{2,1} & 0 & \dots & t_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{M,1} & t_{M,2} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, $r_{i,j}$ 表示了参考图像中第 i 个角点和第 j 个角点之间的欧氏距离, $t_{i,j}$ 与其类似。

Step2 再通过式(14)计算出投票值, 存入投票矩阵 $V_{N \times M}(i, j)$ 中。

$$V_{i,j} = \sum_{k=1}^N \sum_{h=1}^M \exp(-\| R_{i,k} - T_{j,h} \|^2) \quad (14)$$

Step3 在投票矩阵 V 中, 分别寻找每一行最大值所在的横、纵坐标, 通过其横、纵坐标得到参考图像与待配准图像中匹配角点对。一般来说, 若矩阵 R 和 T 中有角点不匹配, 则此步骤中所寻找到的匹配角点对数小于 N , 从而完成角点精确匹配。

2.4 Powell 优化算法

Powell 算法^[12]是脑磁共振图像配准中常用的优化算法, 其基本思想是: 假设搜索的参数个数为 n , Powell 算法进行若干轮迭代, 每轮迭代由 $n+1$ 次一维搜索组成。在每轮迭代中, 先选择一个初始点 X_0 , 从 X_0 出发, 依次沿着 n 个已知的方向进行 n 次一维搜索, 得到一个最好的点 X , 再从 X 出发沿着 X_0 到 X 连线方向进行一维搜索, 得到本轮的最好点; 如搜索参数不能满足给定精度, 就改变初始点, 构造新的搜索方向, 开始新一轮的迭代。

Powell 算法实现如下:

Step1 给定允许误差 $\epsilon(\epsilon > 0)$, 初始点 $x^{(0)}$ 和 n 个线性无关的方向 $d^{(1,1)}, d^{(1,2)}, \dots, d^{(1,n)}$, 置 $k=1$ 。

Step2 置 $x^{(k,0)} = x^{(k-1)}$, 从 $x^{(k,0)}$ 出发依次沿着方向 $d^{(k,1)}, d^{(k,2)}, \dots, d^{(k,n)}$ 进行一维搜索, 得到点 $x^{(k,1)}, x^{(k,2)}, \dots, x^{(k,n)}$ 。再从 $x^{(k,n)}$ 出发, 沿方向 $d^{(k,n+1)} = x^{(k,n)} - x^{(k,0)}$ 作一维搜索, 得到点 $x^{(k)}$ 。

Step3 若 $\| x^{(k)} - x^{(k-1)} \| < \epsilon$, 则停止搜索, 得到点 $x^{(k)}$; 否则置 $d^{(k+1,j)} = d^{(k,j+1)}, j=1, \dots, n, k=k+1$, 返回 Step2。

2.5 基于动态联合角点检测算法的脑磁共振图像配准方法

从 Harris、Susan 算法的介绍中可知 Harris 算子的优点是稳定性强且提取出的角点均匀分布, 其不足是角点精度低; Susan 算子提取的角点精度高, 但稳定性较差。基于此, 提出了结合 Harris、Susan 两种角点检测算法, 用于获取更准确全面的角点, 进行脑磁共振图像配准。其主要思想是: 利用 Harris 算子、Susan 算子对参考图像与待配准图像分别提取 Harris 角点和 Susan 角点, 将其合并获得总的角点集合; 通过一系列处理, 筛选出新的角点集合; 通过粗匹配和精匹配两步匹配法获得参考图像和待配准图像间角点匹配关系; 最后利

用 Powell 算法搜索最优变换参数, 通过对待配准图像反变换得到配准后的图像。

为了便于描述, 本文算法称为 Harris-Susan 算法, 简称为 H-S 算法。算法流程如图 1(参考图像为 A, 待配准图像为 B) 所示, 算法主要步骤如下所述。

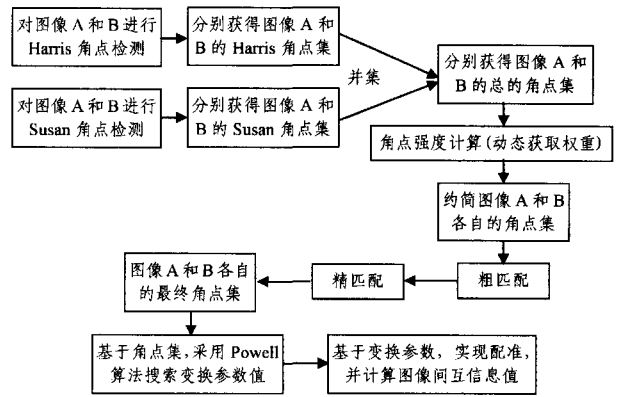


图 1 本文算法流程图

Step1 利用 Harris 算子对参考图像和待配准图像进行角点检测, 得到角点集 $a = \{a_1, a_2, \dots, a_{N1}\}$ 和 $b = \{b_1, b_2, \dots, b_{M1}\}$, 通过式(5)计算得到参考图像和待配准图像中每一像素的 Harris 角点响应值组成的角点响应矩阵为 R_{H1} 和 R_{H2} 。

Step2 利用 Susan 算子对参考图像和待配准图像进行角点检测, 得到角点集 $c = \{c_1, c_2, \dots, c_{N2}\}$ 和 $d = \{d_1, d_2, \dots, d_{M2}\}$, 通过式(9)计算得到参考图像和待配准图像中每一像素的 Susan 角点响应值组成的角点响应矩阵 R_{S1} 和 R_{S2} 。

Step3 分别对参考图像和待配准图像对提取出的 Harris、Susan 角点求并集 $A = a \cup c, B = b \cup d$, 并得到参考图像和待配准图像角点集合 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}, B = \{B_1, B_2, \dots, B_M\}$, 分别在 Harris、Susan 角点响应矩阵 R_{H1}, R_{H2}, R_{S1} 以及 R_{S2} 中, 搜索得到参考图像中角点集合 A 中每个角点对应的 Harris 和 Susan 的角点响应值分别组成的矩阵 R_{HA} 和 R_{SA} , 待配准图像进行类似操作得到角点集合 B 中每个角点对应的 Harris 和 Susan 的角点响应值分别组成的矩阵 R_{HB} 和 R_{SB} 。

Step4 通过对角点响应矩阵 R_{HA}, R_{SA}, R_{HB} 和 R_{SB} , 各自归一化处理得到归一化后的角点响应矩阵 $R'_{HA}, R'_{SA}, R'_{HB}$ 和 R'_{SB} 。

Step5 本算法在角点强度的定义中, 引入了两个加权因子 ω_1 和 ω_2 , 它们分别对 Harris 角点响应值与 Susan 角点响应值进行加权, 于是本文的角点强度定义为:

$$R = \omega_1 \times R1 + \omega_2 \times R2 \quad (15)$$

ω_1 和 ω_2 取值由统计实验获取, 其中 $R1, R2$ 分别为同一角点的 Harris 角点响应值和 Susan 角点响应值。通过式(15)得到:

$$R_A = \omega_1 \times R_{HA} + \omega_2 \times R_{SA} \quad (16)$$

$$R_B = \omega_1 \times R_{HB} + \omega_2 \times R_{SB} \quad (17)$$

计算得到角点集合 A 和 B 中每个角点的角点强度, 从而得到角点强度矩阵 R_A 和 R_B 。

Step6 对两个角点集的角点强度矩阵 R_A 和 R_B 中的角点强度分别从大到小进行排序, 假设 $N > M$, 则只选择角点并集 A, B 中前 M 个角点得到 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ 和 $D = \{D_1,$

D_2, \dots, D_M }。

Step7 本文采用双向最大相关系数匹配的方法,对参考图像中任意一个角点 C_i ,在待配准图像中搜索与之归一化相关系数最大的角点 D_j ,在参考图像中反向搜索与 D_j 归一化相关系数最大的角点 C_k ,如果 $C_i = C_k$,则 C_i 与 D_j 匹配。从而得到点集 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_L\}$ 和 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_L\}$,点集 E 与 F 是一一对应的角点。

Step8 利用基于投票策略的角点匹配算法以坐标信息作为相似度量对点匹配点进行精筛选、精匹配得到点集 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_K\}$ 和 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_K\}$ 。

Step9 以上一步得到的角点对的欧氏距离之和作为适应函数,利用 Powell 算法搜索使得适应函数最小的坐标参数作为搜索结果。

Step10 利用上一步搜索到的参数对待配准图像进行变换得到配准后的图像,并计算参考图像与配准后的图像之间的互信息。

3 实验结果与分析

3.1 实验条件

为了验证本文算法用于脑磁共振图像配准的有效性,基于脑磁共振图像配准,将本文算法与 Harris、SUSAN 算法进行比较。实验所用条件如下:

1)实验图像:本文选定的脑磁共振图像的分辨率为 256×256 ,灰度范围定义为 $[0, 255]$ 。为了更准确评估配准的好坏,本文通过对图像 A 进行平移、旋转变换,得到一系列待配准图像 B_i ,获得理论变换参数值,从而用于定量评估配准质量。由于图像间差异并不大,因此平移、旋转参数 X, Y, θ 的变换范围取 $[-10, 10]$,其中 X, Y 分别为水平、垂直位移,单位为像素, θ 为旋转角度,单位为角度。

2)实验操作平台:CPU 主频为 1.6GHz,内存为 1GB。

3)被比算法:Harris 算法、Susan 算法。选择这两种算法加以比较的理由是:两种算法均为有代表性的角点检测算法。

4)算法参数设置包括:空间搜索范围为 $X, Y, \theta \in [-10, 10]$;Harris 算法中的加权因子 k 为 0.06,高斯窗口为一个 7×7 的窗口且均方差为 2;Susan 算法中的同像素的判别阈值 t 取 60,几何门限 g 下线取 5, g 上线取 18;Harris、Susan 混合算法中的权重因子 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$;Powell 算法的初始点选择为 $[1, 10, 0]$,最大迭代次数为 50, Powell 算法和一位搜索 Brent 算法的收敛准则分别设定为 $10^{-5}, 10^{-3}$ 。

3.2 实验结果与分析

3.2.1 动态获取权重

针对不同图像样本,应该具有不尽相同的权重才能获得最优的联合效果。针对本实验所用图像样本,权重 ω_1 和 ω_2 分别从 0.1 到 1 中取值,进行多次重复实验,结果如表 1 所列。

表 1 不同权重效果对比

W1	W2	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
0.1	1.959881	1.958788	1.959393	1.958729	1.959122	1.957444	1.955968	1.953253	1.949288	1.947709	
0.2	1.959881	1.959881	1.962693	1.958788	1.962194	1.959393	1.962032	1.958729	1.962050	1.959122	
0.3	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533	1.960497	1.958788	1.958788	1.958661	1.959393	1.962032	
0.4	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533	1.962693	1.960497	1.958788	1.958788	1.962194
0.5	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533	1.960497	1.958788	1.958788	
0.6	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533	1.959533	1.962693	1.960497	
0.7	1.963104	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533	1.959533	1.959533	
0.8	1.963104	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533	1.959533	
0.9	1.963104	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959533
1.0	1.963104	1.963104	1.963104	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881	1.959881

从表 1 中可以看出,当 ω_1 的权重较高时,互信息值较高。在接下来的算法中, ω_1 和 ω_2 分别取 0.8 和 0.2。

3.2.2 算法配准性能对比

将参考图像在规定范围内随机做 10 组空间变换,得到 10 幅待配准图像和理论变换参数值。分别基于 Harris 算法、

Susan 算法和本文算法对每一对图像(参考图像和待配准图像)进行配准。表 2 为 3 种算法基于其中 6 幅待配准图像配准的对比数据。其中 X, Y, θ 为待配准图像需要横向移动、纵向移动及旋转的真实值, X', Y', θ' 为各种算法配准后得到的参数值, MI 和 T 表示配准后的互信息及配准时间。

表 2 3 种算法的结果对比

角点检测 算法	变换参数		搜索结果							
	X, Y, θ	A 的特征点数	B 的特征点数	角点强度	匹配点数	X'	Y'	θ'	MI	T(s)
Harris		164	141	/	64	-7.9945	-5.9344	-1.9910	2.0479	5.58
Susan	-8, -6, -2	549	452	/	64	-8.6776	-6.1645	-1.6590	1.6124	10.15
H-S		697	581	581	64	-7.9987	-5.9810	-1.9956	2.0583	15.22
Harris		164	141	/	62	-3.9926	-2.9616	-1.9964	2.0776	5.52
Susan	-4, -3, -2	549	452	/	62	-4.7276	-3.1750	-1.6125	1.6029	10.12
H-S		697	584	584	62	-3.9963	-2.9765	-1.9919	2.0819	15.23
Harris		164	130	/	60	6.4565	4.4519	5.0901	1.6671	5.53
Susan	6, 4, 5	549	408	/	60	5.6317	4.3570	5.1192	1.7520	9.25
H-S		697	510	510	60	5.9383	3.9963	5.0523	2.0251	13.05

注:粗体表示最好值;H-S 为本文算法

由表 2 可知,首先,采用本文算法用于脑磁共振图像配准能获得比其他两种算法更高的互信息值,即更高的配准精度。其次,对于不同待配准图像(不同变换参数值)本文算法所获得的互信息值(MI)始终最高,说明本文算法配准精度很稳定。第三,虽然本文算法所需时间略微增加,但由于脑磁共振

图像对时间没有实时性要求,因此本文算法满足时间要求。

3.2.3 算法误差分析

变换参数的搜索误差和统计误差也是评价配准效果好坏的重要指标。表 3 给出了 3 种算法在这两方面的比较结果。搜索误差定义为搜索参数与实际参数的差的绝对值;统计误

差定义为配准后的图像中的角点与参考图像中用于配准的对应角点坐标在 x 方向的误差、 y 方向的误差和 RMSE, 由式 (18)~式 (20) 计算得到:

$$x_{Error} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i'' - x_i) \quad (18)$$

$$y_{Error} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i'' - y_i) \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n ((x_i'' - x_i)^2 + (y_i'' - y_i)^2) / n} \quad (20)$$

式中, (x_i, y_i) 代表参考图像中用于配准的角点的横、纵坐标,

(x', y') 代表待配准图像中与 (x_i, y_i) 相匹配的角点, (x_i'', y_i'') 代表将待配准图像中 (x', y') 经过 Powell 算法搜索得到的变换参数进行变换后的坐标。

通过表 3 可以看出: 首先, 本文算法获得的变换参数的搜索误差值和统计误差值常常是最好的。其次, 在不同变换参数下的配准结果中, 本文算法获得的配准后的脑磁共振图像与参考图像之间的互信息值(MI)总是最大的, 这说明配准精度稳定性最高。再次, 当变换参数 X, Y, θ 较大时, 本文算法用于配准也总能获得较好的搜索误差和统计误差值。

表 3 误差结果对比

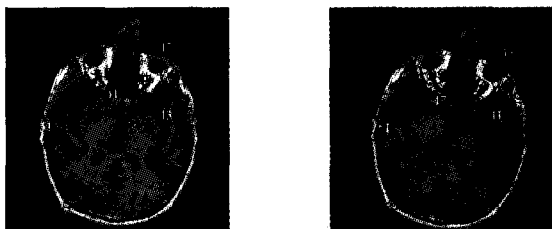
角点检测 算法	变换参数 X, Y, θ	搜索误差(绝对值)			统计误差			MI
		X误差	Y误差	θ 误差	x_{Error}	y_{Error}	RMSE	
Harris		0.0013	0.0656	0.0090	0.2482	-0.5366	6.4954	2.0479
Susan	-8, -6, -2	0.6776	0.1645	0.3410	0.0033	-0.0973	5.1738	1.6124
H-S		0.0055	0.0190	0.0044	0.0242	-0.0167	0.4120	2.0583
Harris		0.0037	0.0384	0.0036	0.2167	-0.5320	6.4931	2.0776
Susan	-4, -3, -2	0.7276	0.1750	0.3875	0.0001	-0.1449	5.1752	1.6029
H-S		0.0074	0.0235	0.0081	0.0297	-0.0147	0.4120	2.0819
Harris		0.4565	0.4519	0.0901	-1.5184	-3.0540	20.0651	1.6671
Susan	6, 4, 5	0.3683	0.3570	0.1192	-0.4521	0.5265	13.8148	1.7520
H-S		0.0617	0.0037	0.0523	-1.1413	-1.0088	12.9344	2.0251

注: 粗体表示最好值

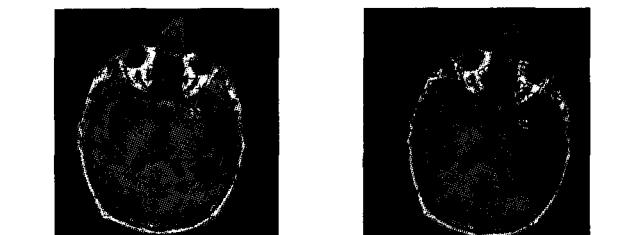
3.2.4 角点匹配效果对比与分析

利用 Harris, Susan 算法以及本文算法对图像进行角点检测提取出角点, 再通过双向最大相关系数匹配的方法以及投票策略得到用于配准的匹配点对。由于此处分析的是变换参数为 (6, 4, 5) 的待配准图像, 从表 2 中可知, Harris, Susan 以及本文算法用于配准的匹配点对为 60 对, 本文算法提取出的角点用于配准的点对中有 9 对与 Harris 算法用于配准的匹配点对相重复, 有 42 对与 Susan 算法用于配准的匹配点对相重复。

从图 2(a)、(b) 是 Harris 算法对参考图像和待配准图像进行配准的 51 对匹配点对(除去了 9 对与本文算法用于配准的相重复的角点对)的结果; 图 2(c)、(d) 是本文算法对参考图像和待配准图像进行配准的 51 对匹配点对(除去了 9 对与 Harris 算法用于配准相重复的角点对)的结果。



(a) Harris 算法对参考图像的 51 个匹配点 (b) Harris 算法对待配准图像的对应的 51 个匹配点



(c) 本文算法对参考图像的 51 个匹配点 (d) 本文算法对待配准图像的对应的 51 个匹配点

注: 图中编号表示此角点在角点中的位置

图 2 匹配效果对比

从图 2(a)、(b) 可以观察到利用 Harris 提取的角点经过双向最大相关系数匹配的方法和投票策略筛选出的匹配点对仍存在 4 组的错误匹配, 其中 3 组对应图像中的位置相差较小, 1 组对应图像中的位置相差较大。从表 2 可以看出, 该算法比起本文算法的配准结果(互信息值)较差。

通过对比图 2(a)~(d) 发现, 除去 Harris 算法与本文算法用于配准的相重复的 9 对角点对, 这 51 对角点对中, 本文算法只出现了一对错误匹配, 同时这一对错误匹配角点对在其对应图像中的位置相差很小, 从而对配准精度影响不大。效果的改进原因主要是定义了新的角点强度值, 并定义了若像素的角点强度值处于所有待选角点的前 N 个, 则它被选为配准所用角点。通过角点强度筛选角点的好处是, 在一定程度上去除相关系数较高的错误匹配的虚假角点的干扰, 并使得经过相同的匹配方法得到的匹配点对具有较高的准确性。

结束语 针对脑磁共振图像配准, 本文系统地比较了 Harris 算法和 Susan 算法, 通过将两者相结合, 设计了一种结合 Harris, Susan 的混合角点检测算法用于脑磁共振图像配准。通过统计实验动态获取两者的权重, 可提高该算法的性能。实验结果表明, 本文算法可以获得较高的配准精度和较好的配准稳定性, 配准效果优于单独的 Harris 算法和 Susan 算法。

参考文献

- [1] 郭飞飞. 基于特征点的图像配准方法及其研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010
- [2] 张训华, 业宁, 王厚立. 基于 Harris 角点的木材 CT 图像配准[J]. 山东大学学报, 2010, 40(5): 101-104
- [3] 陈贤巧. 基于特征的图像配准算法研究[D]. 安徽: 中国科学技术大学, 2009
- [4] Zeng Qi, Liu Liu, Li Jian-xun. Image registration method based on improved Harris corner detector[J]. Chinese Optics Letters, 2010(6): 45-48

(下转第 300 页)

是这个例子中 i 和 j 两层循环都具有循环携带依赖,产生依赖的数据较多,不如采用循环携带反依赖数据全分布的方式。如果 S_i 语句是 $B[i,j] = (A[i-1,j] + A[i+1,j])/4$ 的形式,那么按照 j 层循环进行数据划分,采用前一种方式就可以获得更好的效果。

4.2 IS 程序的测试

将本文提出的方法作为后端生成 MPI 代码的依据,可有效提高 MPI 程序的效率。测试采用 NPB(NAS Parallel Benchmarks)基准测试集进行测试,以 NPB3. 2. 1 中的 IS(Integer Sort, 整数排序)程序为例,该程序是通过木桶排序法对小型整数进行排序,不包含浮点数运算。对 IS 程序中可能产生循环携带反依赖的代码进行了分析,其分析方法是先确定循环迭代内含有携带依赖,从中提取反依赖,再通过比较依赖距离和处理器迭代的大小来选择数据副本的分发方式。表 1 列出了 IS 程序中可能产生循环携带反依赖的代码段及相应的分析结果。

表 1 IS 程序中循环携带反依赖分析

代码在程序 中行号	代码片段	是否循环 携带反依赖	数据分发 方式
395	key_array[i-1] > key_array[i]	否	无
452	bucket_ptrs[i] = bucket_ptrs[i-1] + bucket_size[i-1]	是	发给相邻 处理器
493	key_buff_ptr[i+1] += key_buff_ptr[i]	是	发给相邻 处理器

将上述分析结果应用于后端生成 MPI 代码,测试生成的 MPI 代码的效率。测试平台建立在目标机 SunWay 集群系统上,该集群由 20 个节点组成。每个节点配置 4 个主频为 2.8 GHz 的 Xeon(TM) 处理器。节点间通过百兆交换机相连。操作系统为 Red Hat Linux 7. 2 2. 96-118. 7. 2 smp, MPI 编译器为 MPICH 1. 2. 7。分别测试未实现循环携带反依赖的 MPI 自动并行化和已实现循环携带反依赖的 MPI 自动并行化的加速比,测试结果如图 7 所示。

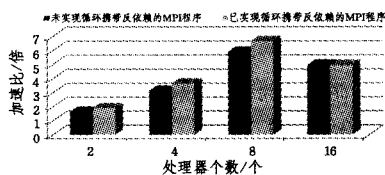


图 7 循环携带反依赖的 MPI 程序加速比

从图 7 可以看出,已实现循环携带反依赖的 MPI 程序有效提升了 MPI 程序的加速比,从而验证了循环携带反依赖 MPI 自动并行化研究的必要性。

结束语 本文基于循环携带依赖的测试和反依赖的提取,主要阐述了通过创建有效的数据副本实现循环携带反依赖的 MPI 自动并行化。文中分别对单数组下标情况和耦合数组下标情况进行了讨论,通过对 Jacobi 迭代程序的改写和理论分析,证明了循环携带反依赖的 MPI 自动并行化的可行性;通过对 NPB3. 2. 1 中 IS 程序的测试,证明了将这种方法作为后端生成 MPI 代码的依据,可有效提高 MPI 程序的效率。下一步工作是降低循环携带反依赖的 MPI 通信开销和全局一致的数据划分,以提高并行代码的收益。

参考文献

- [1] Allen J R, Kennedy K. 现代体系结构的优化编译器[M]. 张兆庆, 乔如良, 冯小兵, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2004: 23-90
- [2] Bulic P, Gustin V. On Dependence Analysis for SIMD Enhanced Processors[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3402 (1): 527-540
- [3] Bulic P, Gustin V. D-Test: An Extension to Banerjee Test for a Fast Dependence Analysis in a Multimedia Vectorizing Compiler [C]//Proceedings of IPDPS, 2004. Washington DC: IEEE Computer Society, 2004
- [4] Venkatasubramanyam R D. Array Access Analysis in Open64 [D]. Houston: University of Houston, 2004
- [5] Pouzols F M, Lendasse A, Barros A B. Autoregressive time series prediction by means of fuzzy inference systems using non-parametric residual variance estimation[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2010, 161(4): 471-497
- [6] Zhou Jing, Zeng Guo-sun. A general data dependence analysis for parallelizing compilers[J]. The Journal of Supercomputing, 2008, 45(2): 236-252
- [7] 王洁, 曾宇, 张建林. 多核机群下基于神经网络的 MPI 运行时参数优化[J]. 计算机科学, 2010, 37(6): 229-232
- [8] Drakakis K, Gow R, Rickard S. Distance Vectors in Costas Arrays[C]//Proceedings of the 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems. Washington DC: IEEE Computer Society Press, 2009

(上接第 282 页)

- [5] 陈书智, 王未央. 基于 Harris 角点检测的改进算法[J]. 现代计算机, 2010, 12(6): 44-46, 57
- [6] 林鹏岳, 李玲玲, 李翠华. 一种改进的快速 SUSAN 角点检测算法[J]. 计算机与现代化, 2010, 15(2): 66-68, 72
- [7] 张海燕, 李元媛, 储晨昀. 基于图像分块的多尺度 Harris 角点检测方法[J]. 计算机应用, 2011(2): 70-71
- [8] Tissainayagam P, Suter D. Assessing the performance of corner detectors for point feature tracking applications [J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(8): 663-679
- [9] 刘贵喜, 刘冬梅, 刘凤鹏, 等. 一种稳健的特征点配准算法[J]. 光

学学报, 2008, 28(3): 454-461

- [10] Di Lui-gi, Mattoccia S, Mola M. An efficient algorithm for exhaustive template matching based on normalized cross correlation[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing. Los Alamitos CA, USA, 2003: 322-327
- [11] 罗佳宇, 田会永, 王燕, 等. 基于角点特征的自动图像配准[J]. 软件, 2011, 11(02): 67-70
- [12] 陈显毅. 图像配准技术及 MATLAB 编程实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009