

一种基于小波与概率估计的医学图像配准方法

康晓东^{1,2} 孙越恒² 乔清理³ 于瑞国² 李昌青⁴

(天津医科大学医学影像学系 天津 300070)¹ (天津大学计算机科学与技术学院 天津 300072)²

(天津医科大学生物医学工程系 天津 300070)³ (天津大学电子信息工程学院 天津 300072)⁴

摘 要 为提高医学图像配准效果,提出了一种基于小波变换和互信息的配准方法。以小波变换对源图像进行二级分解,并在每个分解层对其子带分量分别进行贝叶斯最大验后概率估计,求概率估计的回归参数,得到配准图像的各小波子带分量,再进行小波逆变换,实现对源医学图像的配准。

关键词 医学图像配准,小波变换,贝叶斯

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Medical Image Registration Methods Based on Wavelet Transformation and Probability Estimate

KANG Xiao-dong^{1,2} SUN Yue-heng² QIAO Qing-li³ YU Rui-guo² LI Chang-qing⁴

(Department of Medical Image, Tianjin Medical University, Tianjin 300070, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)²

(Department of Biomedical Engineering, Tianjin Medical University, Tianjin 300070, China)³

(School of Electronic & Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)⁴

Abstract To improve the performance of medical image registration, a new method based on wavelet transformation and probability estimate was proposed in this paper. Two-step decomposition of the original images was obtained by using the wavelet transformation. Bayesian maximum a posteriori (MAP) probability estimate was performed separately for the sub-band component of each decomposition layer. Each wavelet sub-band component of image registration was got by probability estimating on the parameter. Original medical image registration was realized by wavelet's inversing transformation at last.

Keywords Medical-image registration, Wavelet transform, Bayes

图像配准是指同一目标的两幅或两幅以上图像在空间位置的对准。医学图像配准的意义在于分别提供解剖影像信息(X-CT, MRI, DSA 及各类窥镜序列图像)和功能影像信息(PET, SPECT 及 fMRI 等)的不同医学影像的综合信息大于各部分信息之和。

1 图像配准中的小波方法

图像配准问题最终都是要在变换空间中寻找一种特定的最优变换,使得其中一幅或多幅图像变换后与另一幅达到某种意义上的最佳匹配。传统的图像配准方法主要有灰度信息法、变换域法和特征法。

基于灰度的方法以两幅图像中含有的相应目标区和搜索区中的像素灰度为基础,利用某种相关度量值,如协方差或相关系数等,由最佳匹配方法判断两图像中的对应点。该方法一般不需要对图像进行复杂的预处理,实现简单,但应用范围较窄,不能直接用于校正图像的非线性形变。同时,灰度信息

法在最优变换的搜索过程中需要较大的运算量。

单纯的基于变换域的方法在实际中应用较少,这是因为傅里叶变换只能用来配准灰度属性且线性正相关的图像,图像间还必须严格满足已定义好的变换关系。

基于特征的方法(又可分为空域特征和频域特征)中,从图像中提取出来的某些特征为配准基元。图像经特征提取后,由有限的特征模式构成表示,每个特征模式都具有位置信息与特征描述量。用于匹配的特征通常为点、线、区域或某些特殊的结构。该方法较适用于有明显特征的图像,因而在实践中用得较多^[1]。

小波变换近来在图像配准中有广泛的应用。首先采用小波 Mallat 快速算法,对二维图像进行 N 层的小波分解,最终将得到 $3N+1$ 个不同频率分量,其中包括 $3N$ 个高频分量和一个低频分量。小波分解的层数越多,对应最高层的子图越小。

在基于像素的配准中,小波变换将图像信息分解变换到

到稿日期:2008-10-15 返修日期:2009-05-14 本文受国家自然科学基金(No. 60603027),天津市应用基础研究计划(No. 05YFJMJ11700)资助。

康晓东(1964—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为医学信息处理与系统集成, E-mail: kxd2004@eyou.com; 孙越恒(1974—),男,博士,讲师,主要研究方向为计算机应用技术; 乔清理(1969—),男,博士,副教授,主要研究方向为生物信号处理; 于瑞国(1976—),男,博士,讲师,主要研究方向为计算机软件技术; 李昌青(1970—),男,博士生。

不同的频段中,即将源图像逐层分解成具有不同特征子图像,按适当配准规则对子图像中像素点的灰度值做配准处理,作为配准后子图像对应像素点的像素值,该方式是将单个像素点作为孤立点来处理。基于区域特征的配准中,先在以每个像素点为中心的一个窗口区域里考虑图像的特征,并在计算该区域方差值的基础上,选择方差值较大的点的像素值作为配准子图像对应点的像素值,从而得到配准变换系数。相对于独立像素点以简单加权决定配准像素,该方法效果更好。

为获得更好的配准效果并突出重要的特征细节信息,基于小波图像配准中,对不同频率分量、不同分解层、不同方向可采用不同的配准规则进行配准处理。另在同一分解层的不同局部区域,也可使用不同的配准算子,以充分利用图像的互补及冗余信息,有效地突出强化图像中所感兴趣的特征与细节^[2]。

2 小波子带分量概率估计

对源图像小波变换的各个子带分量分别进行贝叶斯最大验后概率估计,求得概率估计的回归参数。

2.1 贝叶斯概率估计模型

令 t 为期望图像,则源图像对期望图像的近似度以一元线性回归模型的矢量形式表示为^[3,4]

$$\bar{S} = \bar{\alpha}t + \bar{\beta} + \bar{\epsilon} \quad (1)$$

式(1)中, $\bar{S} = [s_1, s_2, \dots, s_q]^T$, $\bar{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q]^T$, $\bar{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q]^T$, $\bar{\epsilon} = [\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_q]^T$ 。 $\bar{S}$ 是源图像(1, 2, ..., q 是其序号), t 是配准图像, $\bar{\beta}$ 是数据偏移(未配准前偏离量), $\bar{\alpha}$ 为增益(图像间局部相反极性和互补特征), $\bar{\epsilon}$ 为噪声(具有零均值和方差 σ^2 高斯分布)。

对期望图像的估计等效于源图像 $\bar{S}$ 对 t 的参数和方差的估计。当以多幅源图像中质量好的为参考图、定量标准为信噪比、多幅源图像中信噪比最大者为参考图 t_0 时,则 t 的验前概率密度函数是均值为 t_0 、方差为 σ_{α}^2 的高斯分布,即

$$P(t) = \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(t-t_0)^2}{\sigma_t^2}\right] \quad (2)$$

已知 $P(t)$, 期望图像的贝叶斯最大验后概率为

$$P(t|s) = \frac{P(s|t)P(t)}{P(s)} \quad (3)$$

设噪声也是零均值和方差 $\Sigma\epsilon = \text{diag}[\sigma_{\epsilon_1}^2, \sigma_{\epsilon_2}^2, \dots, \sigma_{\epsilon_q}^2]$ 的高斯分布概率密度函数, $\sigma_{\epsilon_i}^2$ 是第 i 幅源图像的噪声方差, $\bar{S}$ 是一组源图像。由噪声的随机性(即不同源图像间噪声不相关),设图像 s_1, s_2 间互相独立,且 $t, \bar{\epsilon}$ 均服从多维高斯分布,则有源图像对期望图像的条件概率

$$P(s|t) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{q}{2}} |\Sigma\epsilon|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2} (s - at - \beta)^T \Sigma\epsilon^{-1} (s - at - \beta)\right] \quad (4)$$

$\bar{S}$ 的边缘概率密度 $P(s)$ 即为源图像的分布

$$P(s) = \int_{-\infty}^{\infty} P(s|t)P(t)dt = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{q}{2}} |C|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2} (s - \mu_m)^T C^{-1} (s - \mu_m)\right] \quad (5)$$

式(5)中, μ_m 是模型均值, C 是协方差,并有 $\mu_m = at_0 + \beta$ 和 $C = \sigma_{\alpha}^2 \alpha \alpha^T + \Sigma\epsilon$ 。而 t 的验后概率可由贝叶斯得

$$P(t|s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi M^{-1}}} \exp\left[-\frac{1}{2} (t - \mu) M (t - \mu)\right] \quad (6)$$

在此, $M^{-1} = [\alpha^T \Sigma\epsilon^{-1} \alpha + \frac{1}{\sigma_t^2}]^{-1}$ 是验后协方差, μ 为条件均值,并有

$$E\{t|s\} = M^{-1} [\alpha^T \Sigma\epsilon^{-1} (s - \beta) + \frac{t_0}{\sigma_t^2}] \quad (7)$$

在式(4)中,求 $P(s|t)$ 关于 t 的偏导并令偏导为零,解方程所得的结果即为最大似然估计配准参数。

$$\hat{t}_{ML} = [\alpha^T \Sigma\epsilon^{-1} \alpha]^{-1} \{\alpha^T \Sigma\epsilon^{-1} (s - \beta)\} \quad (8)$$

对于只有两幅图像时,则有

$$\hat{t}_{ML} = \frac{\frac{\alpha_1(s_1 - \beta_1)}{\sigma_{\epsilon_1}^2} + \frac{\alpha_2(s_2 - \beta_2)}{\sigma_{\epsilon_2}^2}}{\frac{\alpha_1^2}{\sigma_{\epsilon_1}^2} + \frac{\alpha_2^2}{\sigma_{\epsilon_2}^2}} = \sum_{i=1}^2 \omega_i (s_i - \beta_i) \quad (9)$$

2.2 参数估计

因医学图像灰度变化较平坦,且可认为其空间方差主要由噪声方差组成,故假设其在小波分解的每级上所有空间位置噪声分布相同。将每级配准图都认为是各级源图像的加权线性组合,配准后的图像通过重构恢复原源图。而计算源图的 α, β 和噪声方差 $\Sigma\epsilon$,可通过源图像数据得到^[5,6]。

2.2.1 计算噪声方差

定义局部分析窗 R_L 包含 $h \times h$ 个像素(超像素)。噪声方差估计分两步。第一步:估计 R_L 空间方差,令 $h=5$,估计其空间方差;第二步:利用 R_L 空间方差图的分布估计噪声方差。

绘 R_L 空间方差的分布直方图,直方图对应的就是噪声分布情况,噪声方差可通过分布期望求得。直方图分布均值常大于噪声方差,通过求峰值分布方差来估计噪声方差,求在 R_L 上的概率密度。

$P(s|\bar{l})$ 是在 $\bar{l}$ 上的 s 的分布,通过 R_L 上的积分求得其分布函数为

$$P(s|R) = \int_R P(s|\bar{l})P(\bar{l})d\bar{l} \quad (10)$$

式(10)中, $P(\bar{l})$ 是在 R_L 上区域 $d\bar{l}$ 关于 $\bar{l}$ 的概率。

同时假设在 R_L 上 $P(\bar{l})$ 是一致的,即

$$P(\bar{l}) = \begin{cases} \frac{1}{\int_{R_L} d\bar{l}}, & \bar{l} \in R_L \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (11)$$

概率密度函数 $P(s|R)$ 给出了 R_L 上的分布情况。因源图像 s 中 R_L 间相互独立,且分布函数一致。对分析窗 R_L 进行求解,其均值为

$$\begin{aligned} \mu_m(s|R) &\equiv E\{s|R\} = \int s P(s) ds = \int ds \int_R P(s|\bar{l})P(\bar{l})d\bar{l}s \\ &= \int_R P(\bar{l}) \mu_m(s|\bar{l})d\bar{l} = \int_R P(\bar{l}) \{\alpha(\bar{l}) t_0(\bar{l}) + \beta(\bar{l})\}d\bar{l} \end{aligned} \quad (12)$$

再假设在 R_L 上 α, β 为常数,即

$$\mu_m(s|R) = \alpha\mu_0 + \beta \quad (13)$$

式(13)中, $\mu_0 \equiv E\{t_0(\bar{l})\}$ 是定义在 R 上的标准参考图 t_0 的期望值。为推导 R_L 上的协方差 $C(s|R)$,可利用下面的条件得到协方差。

$$\begin{aligned} C(s|R) &\equiv \text{cov}(s|R) = E[\text{cov}(s|\bar{l})] + \text{cov}(E[s|\bar{l}]) \\ &= (\sigma_{\epsilon}^2 + \sigma_{\alpha}^2) \alpha^T \alpha + \Sigma\epsilon \end{aligned} \quad (14)$$

(下转第 286 页)

- [2] Riley P F, Decker J C. Analysis architecture of a mobile sports replay system[C]//20th International Conference on Advanced Information Networking and Applications, Apr 2006
- [3] Farn En-Jung, Hen Ling-Hweic, Iou J-H. A new Slow-motion Replay Extractor for Soccer Game Videos[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 17(8):467-1481
- [4] Pan H, Li B, Sezan M I. Automatic detection of replay segments in broadcast sports programs by detection of logos in scene transitions[C]//ICASSP. 2002
- [5] Pan Hao, van Beek P, Sezan M I. Detection of Slow-motion Replay Segments in Sports Video for Highlights Generation[C]//ICASSP'01, Salt Lake City, UT, USA, May 2001
- [6] Babaguchi N, Kawai Y, Yasugi Y, et al. Linking Live and Replay Scenes in Broadcasted Sports Video[C]//Proceedings of the 8th ACM International Conference on Multimedia, CA, USA, October 30-November 4, 2000:205-208
- [7] Kobla V, DeMenthon D, Doermann D. Identification of sports videos using replay, text, and camera motion features[C]//Proc. of the SPIE Conference on Storage and Retrieval for Media Databases, Vol. 3972, Jan. 2000:332-343
- [8] 张福炎, 余崇志. 运动图像及其伴音的压缩与编码——MPEG1[M]. 南京: 南京大学出版社, 1995

(上接第 282 页)

式(14)中, σ_0^2 是 t_0 上 R 的方差。

在分析窗 R_L 中, $P(s|R)$ 是均值为 $\mu_m(s|R)$ 、协方差为 $C(s|R)$ 的高斯分布。

2.2.2 计算回归参数 α, β

设在 5×5 的窗口 R_L 中, $\bar{a}_n$ 是第 n 个 ($1 \sim 25$) 源像素点亮度值组成的矢量。 $\bar{a}_n = [a_{1n}, a_{2n}, \dots, a_{qn}]^T$, 其中 $a_{1n}, a_{2n}, \dots, a_{qn}$ 是 q 幅源图像同一个分析窗中的第 n 个像素点的亮度值。其矢量均值和协方差分别为

$$\bar{m}_a = \frac{1}{25} \sum_{n=1}^{25} \bar{a}_n$$

$$\Sigma_a = \frac{1}{25} \sum_{n=1}^{25} (\bar{a}_n - \bar{m}_a)(\bar{a}_n - \bar{m}_a)^T \quad (15)$$

以最大似然法(MLE), 设似然比为 Z , 则

$$Z = \sum_{n=1}^N \ln[p(a_n|R)] = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln|C(a|R)| - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \text{tr}\{(C(a|R))^{-1} (a_n - \alpha t_0 - \beta)(a_n - \alpha t_0 - \beta)^T\} \quad (16)$$

先估计参数 β 。通过似然比 Z 求关于 β 的偏导数。令偏导为零, 得

$$\beta_{ML} = m_a - \alpha t_0 \quad (17)$$

用式(17)的结果替换式(16)中的 β , 似然比 Z 变为

$$Z = \sum_{n=1}^N \ln[p(a_n|R)] = -\frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln|C(a|R)| - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \text{tr}\{(C(a|R))^{-1} \Sigma_a\} \quad (18)$$

计算参数 α 。以似然比 Z 求关于 α 的偏导数。令偏导为零, 得

$$\alpha = \frac{(\lambda_a - \sigma_a^2)^{\frac{1}{2}}}{\sigma_a^2 + \sigma_0^2} X_a \quad (19)$$

λ_a 和 X_a 分别为传感器噪声协方差矩阵 $\Sigma_a - \Sigma_e$ 的特征值及特征向量。

3 图像配准准则及实现过程

图像配准过程中, 配准准则及算子的选择, 对于配准后图像质量的影响至关重要。本文所涉及的医学图像配准处理基本步骤如下:

(1) 对各待配准图像(源图像)进行小波分解, 建立源图像的小波金字塔;

(2) 对各分解层分别进行概率估计处理, 得到配准后的小

波金字塔;

(3) 对配准后所得小波金字塔进行小波逆变换(进行图像重构), 最终所得到的重构图像即为配准图像。

对两幅待配准图像分别进行小波分解时, 一般分解的层数越多, 配准结果中的细节就越丰富。但分解层数多, 运算量也大, 且顶层配准损失的信息也越大, 故小波变换分解的层数不宜过多。

进行两幅图像配准时, 当第二幅源图像包含相反极性时, α_2 为负值, 配准图就是两幅源图像相减的结果。当极性相同时, 配准图就是两幅源图像相加的结果, 因此配准就完成了相加/减。

就互补特性而言, 源图像 1 中没有的特征, 在式(9)中对应 $\alpha_1 = 0$, 可通过源图像 2 得到补偿, 因而克服了简单平均法中减少对比度会丢失图像细节信息、增大信噪比的缺点。

当图像有噪声时, 如源图像 1 噪声大, 则对于配准图的贡献就减弱, 同时, 源图像 2 的贡献就加大。当两幅源图像的噪声相同时, 对配准图的干扰相同。因而, 通过配准减弱了源图像的噪声影响, 克服了特征配准法中会同时选择更多噪声的缺点。

结束语 MATLAB 验证表明, 当采用 3 层小波分解时, 本算法配准图像细节清晰, 且运算量小, 有较满意的配准精度。

参考文献

- [1] 王娟, 师军, 吴宪祥. 图像拼接技术综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7):1940-1947
- [2] 王海晖, 彭嘉雄. 基于多小波变换的图像融合研究[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(8):1002-1007
- [3] 郭雷, 李晖晖, 鲍永生. 图像融合[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008
- [4] Sharma P K, Leen T K, Parvel M. Probabilistic Image Sensor Fusion[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1999, 11:824-830
- [5] 刘卫光. 图像信息融合与识别[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008
- [6] Bilmes J A. A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models[R]. TR-97-021. International Computer Science Institute and Computer Science Division, University of California at Berkeley, 1998:335-357