

文章编号: 2095-2163(2020)12-0062-03

中图分类号: TP399

文献标志码: A

基于多模态乳腺癌医学影像融合研究

顾莹莹

(东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620)

摘要: 乳腺癌的发病率在逐年增加,给全球女性的身体健康带来了极大的影响。而影像组学的高速发展,核磁共振检查已成为乳腺癌早期诊断必不可少的一部分。相关医学研究也表明,乳腺 DWI 影像作为 DCE-MRI 影像的辅助影像,能有效地提高乳腺癌病灶检出的准确度和可靠性。本文通过对乳腺 MRI 的两种不同模态的影像序列进行影像预处理、配准后,根据多模态影像的配准结果使用基于决策级的影像融合策略,提高乳腺癌良恶性分类的准确度。

关键词: 多模态; 乳腺 MRI; 影像预处理; 影像融合

Research on Medical Image Fusion of Breast Cancer Based on Multimodality

GU Yingying

(School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

[Abstract] With the incidence of breast cancer increases year by year, it has seriously endangered the health of women worldwide. With the rapid development of imaging omics, MRI has played an important role of the early diagnosis of breast cancer. Relevant medical research shows that breast DWI as auxiliary images of DCE-MRI can effectively improve the accuracy of breast lesion detection and ensure the reliability of breast cancer detection. In this paper, after preprocessing and registration of image sequences of two different modalities of breast MRI, a decision-level fusion strategy is used according to the obtained registration results from multi-modal image to improve the accuracy of breast cancer classification.

[Key words] Multi-modal; Breast MRI; Image preprocessing; Image fusion

0 引言

乳腺癌是最常见的慢性肿瘤之一,据统计每年约有超过一百万的女性被检测出患有乳腺癌,同时,超过 410 000 的人死于乳腺癌,约占所有因癌症死亡的女性人数的 14%^[1]。近几年来,随着人们的生活水平的提高以及工业化的快速发展,人们赖以生存的地球环境也遭受到严重的破坏,乳腺癌的发病率也在逐年升高,并且随着年龄的增长,乳腺癌患者的死亡率也在逐步增加^[2,3]。目前常用的乳腺癌早期诊断技术包括乳腺钼靶、超声、磁共振检查(MRI)等,但超声比较依赖医生的经验,不容易发现恶性钙化灶;钼靶对病灶鉴别的灵敏度高,但处理致密性乳腺较差^[4];而 MRI 具有非常好的软组织对比度,对乳房等软组织具有非常强的敏感度,再加上造影剂等合理应用,是目前乳腺疾病等非常好的影像学诊断途径^[5]。随着核磁共振成像技术及设备的不断更新与普及,尤其是增强磁共振动态对比成像(dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging, DCE-MRI)技术、磁共振弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)技术、磁共振波谱分析(magnetic resonance spectroscopy, MRS)检查技

术在乳腺癌的诊断中起着越来越重要的作用^[6]。

通过融合多模态乳腺癌医学影像,更详细地、精确地获取病灶信息,能够更准确的对乳腺癌进行诊断。因此,对乳腺癌多模态 MRI 影像的融合研究显得尤为重要,本文采用公开乳腺 MRI 数据,对 MRI 的 DWI 和 DCE-MRI 两种模态的影像进行预处理、配准,并对配准后的图片使用基于决策级的融合算法进行分类预测,获取最终分类预测结果。

1 本文方法

1.1 图像预处理

乳腺 MRI 影像预处理主要包括二步:图像预处理和特征提取。从 MRI 序列中筛选出乳房轮廓明显、边界清晰的切片,因为设备或者人为因素的影响,会使获得的影像存在噪音,首先要分别对二种模态的影像进行去噪处理,在此基础上再分别进行病灶特征提取,提取病灶区域的形态特征以及纹理特征。

1.2 乳腺影像的配准

对于医学影像的融合,首先需要多模态医学影像配准,因为配准的准确度直接影响到影像融合的结果。使用合适的配准方法将来自不同模态的信

作者简介: 顾莹莹(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、机器学习。

收稿日期: 2020-09-18

息准确地融合到一张图片上,更能帮助医生快速地了解病情并做出诊断。

配准的主要目的是找到影像与影像间空间结构对应点相互对齐的最佳空间变换,使得不同影像中对应空间的同一个位置点互相对应起来。假设有两张需要配准的图片,为了找到一种空间变换,将一张图片(浮动图像 M)映射到另一张图片(参考图像 F)上,通过不断优化和更新空间变换 T 的参数,让浮动图像与参考图像之间的相似性差异最小。医学影像配准的基本流程如图 1 所示。

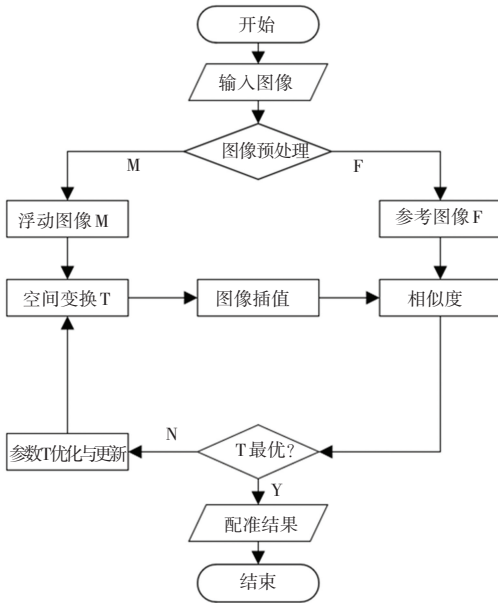


图 1 配准基本流程图

Fig. 1 Registration Basic flow chart

1.3 分类算法

1.3.1 决策树算法

决策树算法作为机器学习中最经典的算法之一,不仅可以解决分类问题,还能处理回归问题。决策树算法通常包括特征选择、决策树生成和决策树剪枝 3 个步骤,决策树以树形结构为基础^[7]。首先根据训练集构建一个决策树模型,其中的根节点和内部节点都是对应的特征选择,为每个子数据集选择最优的划分特征,比如 ID3 算法就采用的是信息增益作为选择划分的标准,为了防止学习过程中产生过拟合,通过剪枝处理提高整个树的泛化能力。从根节点开始,按照特征选择对应的输出分支,直至到叶子节点,最后输出决策结果。虽然决策树算法容易理解,并且在较短的时间内能得到还不错的结果,但是容易忽略数据集中每个属性之间的关联性。

1.3.2 支持向量机算法

支持向量机(SVM)作为机器学习中常用的算

法,SVM 能很好地解决高维特征的分类问题,当遇到特征维度大于样本数依然保持很好的效果。SVM 的学习策略是将间隔最大化,通过转化成相对易求解的凸二次规划问题,将凸优化问题转换成拉格朗日的对偶问题,判断是否满足 KKT 条件进行求解,数学公式(1)如下:

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i, \\ \text{s. t. } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \epsilon_i, \epsilon_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (1)$$

然而,对于线性不可分问题,将样本特征映射到高维空间,转换成线性可分问题,选择适当的核函数在低维上运算,从而避免在高维空间上的复杂计算,进而求解。虽然 SVM 具有比较好的泛化推广能力,但是求解二次规划问题,会消耗大量存储空间,影响分类速度。

1.3.3 KNN 算法

KNN 算法通过计算不同特征值之间的距离来进行分类的方法。其思路是:对于需要预测的输入向量 X , 在训练数据集中寻找 k 个与向量 X 最近的向量集合,并将 X 归为这 k 个向量中类别数最多的那类。常用的计算测试数据与各个训练数据间距离是欧氏距离,公式(2)如下:

$$\rho = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}. \quad (2)$$

因为 KNN 中只有一个参数 k , k 值的选取直接影响着预测结果,通常不会大于 20,一般采用交叉验证的方法确定 k 值。KNN 分类算法遇到复杂的样本集,可能会导致需要复杂的计算。

1.4 融合算法

在影像配准的前提下,为了能够更加全面地、准确地反映乳腺病灶信息,需要进一步对配准后的影像进行有效的融合处理。由于基于决策级融合方法的输入输出都是分类器的预测结果,本文先对配准后的 MRI 影像采用决策树、SVM、KNN 3 种不同分类模型所得到的预测结果进行再次训练,使用基于学习法的融合算法,得到最后的决策结果。

由于不同的分类模型的预测能力不同,将不同的分类器进行融合,本文使用基于堆叠法 stacking 的学习法进行决策级的融合。将 SVM、决策树和 KNN 作为第一层的初级学习器,均执行以下操作:首先对初级模型进行 5 折交叉验证,其中 4 折作为训练集,其余作为测试集。每一次的交叉验证分为两步:在训练集上训练模型,根据训练生成的模型对

(下转第 68 页)