

华中科技大学

硕士学位论文

多模态医学图像融合技术的研究及评价体系的建立

姓名：谈泉

申请学位级别：硕士

专业：生物医学工程

指导教师：林家瑞

20060428

摘要

随着医学影像学和计算机技术的迅速发展，多种先进的医学成像设备为临床诊断提供了多种模态的医学影像信息。不同模态的医学图像能够显示人体脏器和病变组织不同特性的信息。多模态医学图像融合就是将图像融合技术应用于医学影像，对来源于不同医学成像设备的医学图像，经过融合处理，得到新的包含有更多信息的医学图像，从而为临床诊断提供更为丰富的病理信息。

本文主要探讨了基于多分辨技术的医学图像融合方法。介绍了高斯金字塔、拉普拉斯金字塔、对比度金字塔、梯度金字塔和小波金字塔在图像分解与重构中的原理及其融合算法，重点讨论了基于小波变换的图像融合方法，并提出了利用区域特性量测的选择及加权融合算子的新的融合规则。本文利用上述图像融合方法，分别对两组 CT 和 MR 图像（脑部肿瘤图像和脑部解剖图像）进行融合，取得了良好的融合效果。此外，图像配准是图像融合基础，本文对医学图像配准也做了一些初步探讨，采用基于互信息技术的图像配准方法对两组待融合图像进行了严格配准，且配准精度能够达到像素级图像融合的要求。

同时，本文建立了较完善的医学图像融合评价体系，采用熵、交叉熵、互信息、均值和标准差等五种参量对本文所有的融合实验结果进行了综合的评价和分析。通过此评价体系，我们可以得到结论：从整体上来说，基于小波变换的图像融合方法对两组医学图像的融合效果是最优的。

本文从实际研究应用出发，利用 VC++6.0 作为平台，开发了一套“多模态医学图像融合软件系统”，用于处理本文所涉及到的图像配准和融合工作。

关键词：医学图像；图像配准；图像融合；塔式变换；小波变换；融合评价

Abstract

With the development of medical imaging and computer technology, various kind of advanced medical imaging equipments supply multi-modality medical images. Medical images in different modality display different characteristic information of human viscera and pathological changed tissue. Multi-modality medical image fusion is that using image fuse technology in medical images, in order to supply more abundant pathology information for clinic diagnoses.

In this paper, the medical image fusion method based on multi-resolution is discussed. The principle of image decomposition and reconstruction based on Gauss-pyramid, Laplacian-pyramid, contrast-pyramid and wavelet-pyramid is emphatically analyzed, it is mainly discussed the image fusion method based on wavelet-transform, as well as the new fusion algorithm-region-based selection and weighted fusion operators which based on traditional fusion operators. In the experiment of medical image fusion, we fused two groups of CT and MRI images, gained ideal results. Further more, image registration is the basis of image fusion. Pixel level image fusion requires image registration with precision of sub-pixel level. In order to satisfy the demand of pixel level image fusion, the method of image registration based on mutual information is adopted.

In addition, it is founded a set of medical image fusion evaluation system. Entropy, Cross entropy, Mutual Information, Equal value and Standard Error are adopted as the evaluate parameters.

We developed a system called "Multi-modality medical image fusion System", based on VC++ 6.0, for the medical image registration and fusion in this paper.

Key words: Medical image, image fusion, image registration, multi-resolution analysis, wavelet transform, fusion quality evaluation

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除文中已经标明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到，本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权华中科技大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本论文属于 ☐ 保密？，在_____年解密后适用本授权书。
☐ 不保密？。

（请在以上方框内打“√”）

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日

日期： 年 月 日

1 绪 论

1.1 图像融合

所谓图像融合^[1]，是指将由多源图像传感器所采集到的、关于同一目标的图像，经过一定的图像处理，获取对同一目标的更为精确、更为全面、更为可靠的新的图像描述，以供观察或进一步处理。

图像融合充分利用了多个源图像所包含的冗余信息和互补信息。从信息论的角度来讲，融合后的图像将比组成它的各个子图像具有更优越的性能，其综合整体信息大于各部分信息之和，即 $1+1>2$ 。

融合所得的图像更符合人或机器的视觉特性，以利于对图像的进一步分析、目标的检测、识别或跟踪。在某些情况下，由于受照明、环境条件（如噪声、云、烟雾、雨等）、目标状态（例如运动、密集目标、伪装目标等）、目标位置（如远近、障碍物等）以及传感器固有特性等因素的影响，通过单一传感器所获得的图像信息不足以用来对目标或场景进行更好的检测、分析和理解，这正是图像融合要解决的问题。

图像融合作为信息融合的一种有力工具，已广泛地应用于军事、遥感、机器人视觉和医学图像处理等领域中。例如，红外线传感器可以探测目标的工作状态，其与可见光图像传感器的融合较单一传感器而言，可以大大提高目标的可探测性和识别可靠性。在医学图像综合处理系统中，利用图像融合技术，可以把多种医学成像设备下所得到的医学图像信息融合成新的影像，从而达到改善图像质量，增加病灶或感兴趣部位的可视性的目的，有助于临床诊断、放射治疗计划的制定和评价。

图像信息的形式从抽象意义上可分为像素级、特征级和决策级，因此，图像融合在这三个级别上相应进行^[2]。

1) 像素级融合

像素级融合是最低层次的融合，它是在严格配准的条件下，直接在采集到的原始数据层上进行像素与像素的关联。这种融合的主要优点是能保持尽可能多的现场数据，提供其他层次所不能提供的细微信息。其缺点是要处理的数据量较大，故处

理时间长，实时性差。

2) 特征级融合

特征级融合是在像素级融合的基础上，使用参数模板、统计分析、模式相关等方法进行几何关联、目标识别、特征提取的融合方法。它先对来自传感器的原始信息进行特征提取（特征可以是目标的距离、区域、边缘、方向、速度和加速度等），然后对特征信息进行综合和处理。特征级融合的优点在于实现了可观的信息压缩，有利于实时处理，并且由于所提取的特征直接与决策分析有关，因而融合结果能最大限度地给出决策分析所需要的特征信息。

3) 决策级融合

决策级融合关联各传感器提供的判决，以增加识别的置信度。它是一种最高层次融合，主要是基于认知模型的方法，需要采用大型数据库和专家判决系统来模拟人的分析、推理、识别和判决过程，以增加决策的智能化和可靠性。由于决策级融合是最高级别的融合，需前级融合结果为输入，所以预处理代价高。

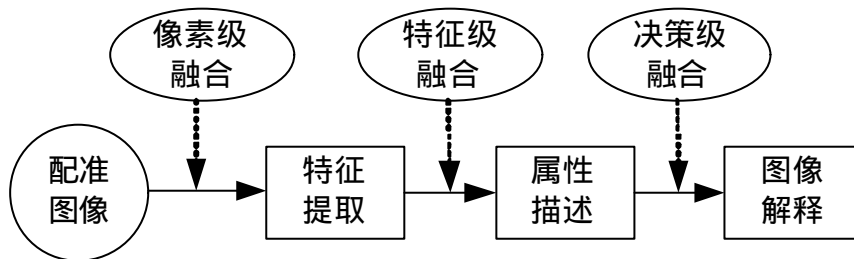


图 1.1 图像融合的三个层次

如图 1.1 所示，为图像融合的三个层次，像素级的图像融合作为最基本的处理手段，在图像融合研究中最活跃，同时研究成果也是最丰富的。

1.2 医学图像融合

1.2.1 医学图像融合的意义

医学图像融合是指将图像融合技术应用于医学影像，即将来源于不同医学成像设备的医学图像，经过一系列变换处理，得到包含有目标对象更多病理信息的新的

医学图像。

随着医学影像学和计算机技术的迅速发展，多种先进的医学成像设备为临床诊断提供了多种模态的医学影像信息，不同模态的医学图像反映了人体脏器和病变组织的不同信息^[2]。

CT (Computed tomography, X 射线计算机断层扫描成像) 图像具有较强的空间分辨率和几何特性，对密度差异较大的骨骼成像非常清晰，可以为病灶的定位提供良好的参照，但它对软组织的对比度较低，对病灶本身显示较差。

MRI (Magnetic Resonance Imaging, 磁共振成像) 图像可清晰反映软组织、气管、血管等的解剖结构，有利于对病灶范围的确定，但它对骨组织几乎不成像，难以对病灶进行准确的定位。

PET (Positron Emission Tomography, 正电子发射断层成像) 和 SPECT (Single photon Emission Computed tomography, 单光子发射断层成像) 能得到人体任意断层面的放射性浓度分布，可反映组织器官的代谢水平和血流状况，对肿瘤病变呈现“热点”，提供人体的功能信息，但它们的空间分辨率相当差，很难得到精确的解剖结构，也不易分辨组织和器官的边界。

由此可见，不同成像技术对人体同一解剖结构所得到的形态和功能信息是互为差异、互为补充的。而临床诊断中，单一模态的医学图像往往不能提供医生所需要的足够信息。因此，若能将这些互补的信息进行适当的融合，使解剖信息和功能信息有机的结合起来，在一幅图像上同时表达来自多种成像设备的图像信息，将为临床的诊断和治疗提供更加丰富的病理信息，对病灶的定位、质量方案的制定、诊断分析和病理研究都有着极为重要的意义。

1.2.2 医学图像融合的分类

到目前为止医学图像融合的分类始终没有一个统一的说法，我们根据不同的用途、特征进行不同的分类，给出下面几种比较常用的分类方法。

根据被融合图像成像方式不同，可分为同类方式融合和交互方式融合。同类方式融合(也称单模融合，mono-modality)是指相同成像方式的图像融合，如 SPECT 图像间融合，MR 图像间融合。交互方式融合(也称多模融合，multi-modality)是指不同成

像方式之间的图像融合，如 SPECT 与 MR 图像融合，PET 与 CT 图像融合等。

按融合对象不同，可分为单样本时间融合、单样本空间融合以及模板融合。单样本时间融合是指跟踪某一患者在一段时间内对同一脏器所做的同种检查图像进行融合，可用于跟踪病情发展和确定该检查对该疾病的特异性。单样本空间融合是指将某个患者在同一时间内(临床上将一周左右的时间视为同时)对同一脏器所做几种检查的图像进行融合，有助于综合利用多种信息，对病情做出更确切的诊断。模板融合是将患者的检查图像与电子图谱或模板图像进行融合，有助于研究某些疾病的诊断标准。

另外，还可以将图像融合分为短期图像融合(如跟踪肿瘤的发展情况时在 1~3 个月内做的检查图像进行融合)与长期图像融合(如治疗效果评估时进行的治疗后 2~3 年的图像与治疗后当时的图像进行融合)。

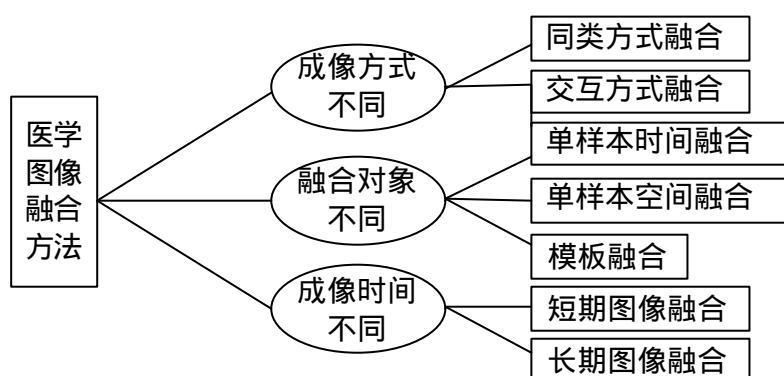


图 1.2 医学图像融合方法分类

综上所述，依据不同的分类原则，医学图像融合有多种方式。在实际应用中，临床医师还可以根据不同的诊断与治疗目的不断设计出更多的融合方式。

1.2.3 医学图像融合的步骤与主要技术方法

医学图像的融合过程是一个渐进的过程，不同的医学图像融合方法有各自的具体操作和处理。但是，不管应用何种技术方法，图像融合一般都要经过三大主要的步骤来完成，分别是图像预处理、图像配准和融合图像的创建。

第一步医学图像预处理是指对获取的各模态医学图像数据做去除噪声、对比度

增强、感兴趣区域分割等处理，统一各图像数据的格式、图像大小和分辨率，对于有条件的图像还可以进行重新断层分层以确保图像在空间分辨率和空间方位上的大体接近。

第二步医学图像配准^[3]是指对于一幅医学图像寻求一种或一系列空间变换，使它与另一幅医学图像上的对应点达到空间上的一致。这种一致是指人体上的同一解剖点在两幅匹配图像上有相同的空间位置。配准的结果应使两幅图像上所有的解剖点，或至少是所有具有诊断意义的点及手术感兴趣的点都达到空间上的匹配。

图像配准是图像融合的先决条件与关键，图像配准精度的高低直接决定着融合结果的质量。

第三步是医学图像的数据融合。

目前，医学图像数据融合的方法根据其时间发展，可以分为空间域、变换域和智能域三大类^[4]。其中，空间域的方法是指简单地把两幅图像对应像素点的灰度值进行加权求和、灰度取大或者灰度取小等操作，它操作简单，过程直观，但精度往往不高，如加权平均法；变换域的方法如高斯金字塔法、拉普拉斯金字塔法、比率低通金字塔法、多分辨率形态滤波法和小波变换法等。这类方法融合的一般步骤为：将源图像分别变换至一定的变换域上；在变换域上设计一定的融合规则；根据选取的规则在变换域上创建融合图像；逆变换重建融合图像。这类算法相对成熟，处理效果较好，不过算法设计较复杂；智能域的方法则主要是模拟人类的智能处理方法，尚处于发展初期，算法还不够成熟，如语义谓词、神经网络和模糊逻辑^[5]等。

1.2.4 医学图像融合技术的在临床上的应用

经过近些年的研究，图像融合技术已开始应用于临床治疗和影像诊断中，并取得了许多令人可喜的成果。

原发癫痫病灶的准确定位一直是困扰医学影像界的一大难题，许多学者利用融合技术对此做了富有成效的探索。例如：Pelizzari^[4]等对癫痫病人的 MRI、PET 图像进行融合处理后，可观察到患者的脑外伤、炎症、硬化症等的变化，还可看到手术及麻醉前后的区别；Lewis^[5]等研究表明，于发作期和发作间期对癫痫患者分别进行 SPECT 检查，将二者的图像相减，再分别于 MRI 图像融合，可使功能损伤的解剖学

标记更准确，以 SPECT 所示的局部脑血流对大脑新皮质的癫痫灶准确定位，从而为手术提供重要依据。

将图像融合技术应用于脑颅成像中，可以精确定位颅内病变，提高诊断准确性。由于颅骨的限制与界定，脑组织的形态较为固定，容易获得标志物的准确匹配，因而脑显像是目前图像融合技术中应用最广泛、最主要的领域^[6]。例如：Hill^[7]等融合 CT 和 MR 图像，建立了大脑的三维坐标系统，以辅助脑的定位治疗，其定位精度高于单独从一个图中的定位；Rubinstein^[8]等运用 T1、TC、FDG 脑图像与 MR 图像融合对脑肿瘤手术或放疗后的变化和复发进行监测，对发现治疗后肿瘤体积大小改变，区别肿瘤坏死与复发部分，均具有极高的诊断价值。

在胸腹部图像融合的应用中，由于胸腹部脏器形状不规则又易受呼吸游动影响，很难做到精确配准，因此这方面的融合报道较少，但也有学者进行了有益的尝试。如：Li^[9]将 MR 图像融合到三维 PET 代谢图中，显示代谢与解剖信息，在对内脏肿瘤患者的试验中，以不同色彩显示腹部各区域的三维图像；Magnani^[10]等证实，CT/ PET 对非小细胞肺癌侵犯纵隔淋巴结的分期诊断中，二者的融合图像比单纯应用 CT 或 PET 更为准确。

在放射治疗的应用中，利用融合图像精确定位照射区与周围正常组织的空间关系，可减少周围正常组织的放射性损伤。Wong^[11]等对轭致辐射 SPECT 和 CT 图像进行三维融合，从而对要进行放射治疗的灌注后肿瘤进行定位，得到良好效果；Pinz^[12]等应用图像融合技术测定用核素标记的单抗治疗淋巴瘤、肺癌和前列腺癌等恶性肿瘤的剂量，可详细确定其放射性分布。

1.3 本文主要工作

本文的主要研究工作分为以下三个部分：

1. 医学图像的配准

图像配准是图像融合的基础。在众多的图像配准技术中，我们选择了基于互信息技术的配准方法来完成图像融合的前期配准工作，其配准精度能够达到像素级图像融合的要求。它跟基于特征的配准方法相比较，该算法不需要对图像进行特征点提取及分类等预处理，并且完全自动，不需要人工干预。

2. 医学图像融合技术

本文主要讨论了基于多分辨技术的图像融合方法。介绍了高斯金字塔、拉普拉斯金字塔、对比度金字塔、梯度金字塔和小波金字塔在图像分解与重构中的原理及其融合算法，重点讨论了基于小波变换的图像融合方法，并提出了利用区域特性量测的选择及加权融合算子的新的融合规则。本文利用上述图像融合方法，分别对两组 CT 和 MR 图像（脑部肿瘤图像和脑部解剖图像）进行融合，取得了良好的融合效果。

3. 医学图像融合的评价体系

本文建立了一个医学图像融合的评价体系。定义了图像的熵、交叉熵、互信息、均值、标准差、均方差、均方根误差、峰值信噪比和小波能量等多个评价参量和评价准则，并采用若干评价参量对前文通过不同图像融合规则所得到的图像融合结果进行了综合的评价和分析。

4. 医学图像融合软件系统的开发

该系统是以 VC++6.0 为平台编制而成，它主要实现了本文所涉及到的各种融合算法以及部分图像处理功能，如图像数据转换、图像预处理等等，具有理论研究分析和实际应用的双重意义。

2 基于互信息的医学图像配准

2.1 引言

多模态医学图像配准是医学图像融合的基础，只有将不同模态的医学图像进行准确的配准，医学图像信息的融合才有意义。

医学图像配准^[13]是将来源于不同医学成像设备的图像进行配准。它是指对一幅医学图像寻求一种（或一系列）空间变换，使它与另一幅医学图像上的对应点达到空间上的一致。

目前，多模态医学图像的配准方法可分为基于几何特征的配准和基于体素相似性的配准两大类。基于几何特征的配准又可分为基于外部特征的图像配准和基于内部特征的图像配准两种方法，前者通常是指在研究对象上设置一些标志点，利用这些外部基准点特征进行配准，由于它是有创的，且操作较复杂，虽然精度较高，但应用较少；后者是指根据图像相同特征之间的几何关系来确定配准参数，因此这类方法需要人工提取特征，免不了造成精度损失；基于体素相似性的方法则直接使用图像像素灰度信息的统计特性即互信息作为配准的依据，它不需要提取图像的解剖特征，是一种精度高、稳健性强的方法，已成为配准算法研究的重点。

本文研究中主要以互信息作为图像匹配测度，来实现多模态医学图像之间的配准。它属于基于体素相似性的配准。

2.2 基于互信息的图像配准方法

基于互信息的图像配准方法的原理是，当两幅图像达到空间位置完全一致时，它们对应体素对的灰度互信息量最大。

本文采用归一化互信息作为图像匹配测度，以 Powell 多参数优化算法和 Brent 一维搜索算法为优化准则，迭代地估计两幅图像的互信息达到最大时的变换参数，利用此变换参数对待配准图像进行变换，从而实现多模态医学图像的配准。

2.2.1 互信息

互信息是信息论中的一个测度，主要用来测量两个随机变量之间的依赖程度。它和信号的熵紧密联系在一起，最早用于通信系统中对输入信号和输出信号之间的联系进行度量的一个测度。

1993 年，woods^[14]以条件熵为配准的测度，开发了应用于 PET—MR 图像配准的软件；1995 年，Collignon^[15]等提出了用联合熵和互信息配准图像的方法；随后，Viola^[16]、Wells^[17]、Maes^[18]等采用互信息作为配准的相似性测度来配准医学图像。相继，研究者们对它进行了大量的研究，互信息在医学图像配准领域已得到了普遍关注和广泛应用。

设两随机变量 A 和 B 的边缘分布密度分别为 $P_A(a)$ 和 $P_B(b)$ ，如果联合概率分布密度 $P_{AB}(a,b)$ 满足 $P_{AB}(a,b) = P_A(a)P_B(b)$ ，则随机变量 A 和 B 相互独立；如果 A 和 B 满足某映射关系 T ： $P_A(a) = P_B(T(a)) = P_{AB}(a,T(a))$ ，则随机变量 A 和 B 最大相关。

将图像灰度视作具有独立样本空间的均匀随机过程，用统计特征及概率密度函数描述图像的统计特性。互信息是两个随机变量 A 和 B 之间统计相关性的量度，或是一个变量包含另一个变量的信息量的量度。

互信息 $I(a,b)$ 可用个体熵 $H(A)$ 和 $H(B)$ 以及联合熵 $H(A,B)$ 表示为

$$I(A,B) = H(A) + H(B) - H(A,B) \quad (2.1)$$

$$\text{其中，个体熵 } H(A) = -\sum P_A(a) \log P_A(a), a \in A \quad (2.2)$$

$$\text{联合熵 } H(A,B) = -\sum P_{AB}(a,b) \log P_{AB}(a,b), a \in A, b \in B \quad (2.3)$$

熵表达的是一个系统的复杂性或不确定性。对灰度图像来说，灰度级越多，像素灰度值越分散，熵值也越大。同时，熵也是灰度直方图形状的一个测度。当图像直方图具有一个或多个尖峰时，熵值一般较小；反之，若直方图比较平坦，则熵值较大。

在多模态医学图像配准中，当两幅医学图像的空间位置完全一致时，其中一幅图像中表达的关于另一幅图像的信息，也就是互信息 $I(a,b)$ 为最大。

互信息可分为标准互信息（式 2.1）和归一化互信息即熵的相关系数（Entropy

correlation coefficient, ECC) ^[19] (式 2.4)。

$$ECC(A, B) = \frac{2[H(A) + H(B) - H(A, B)]}{H(A) + H(B)} \quad (2.4)$$

有研究表明，对高分辨率图像，二者基本上都能准确配准；对低分辨率图像，标准互信息的误配准率明显高于归一化互信息，精度上也不如后者。因此，本文的研究采用归一化互信息。

2.2.2 配准变换模型

图像的配准实际上就是在一定的参数空间搜索最优的匹配参数，而参数空间是由图像的空间变换或几何变换关系来决定的。因此，图像之间的几何变换是图像配准的关键问题。

在图像配准中常用的几何变换根据其变换特征的不同可以分为刚性变换、仿射变换、投影变换和曲线变换等 4 种坐标变换。

刚性变换是指变换前后的两个平面中，任意两点间的距离保持不变的一种坐标变换方法，包括平移和旋转。它适用于外形相对稳定的图像配准。

在二维情况下，该变换关系可以表示为：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos q & \sin q \\ -\sin q & \cos q \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

q 表示旋转角度， (t_x, t_y) 表示平移向量。从式 (2.5) 中可以看出，它包含了 3 个变换参数：2 个平移变量 t_x 、 t_y 和一个旋转变量 q 。

而在三维刚性变换中，则包含 6 个参数：3 个平移参数 t_x 、 t_y 、 t_z 和绕三个坐标轴旋转变量 q_x 、 q_y 、 q_z 。

仿射变换是指变换前后的平面中，任意直线在变换后仍然保持为直线，且任意两条直线的平行关系保持不变。该变换能够反映图像的剪切变形。

在二维情况下，该变换关系可以表示为：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

其中 $\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}$ 为任意实数矩阵。从式 (2.6) 中可以看出, 它包含了 6 个参数 a_{11} 、

a_{12} 、 a_{21} 、 a_{22} 以及 t_x 、 t_y 。

投影变换是指变换前的直线在变换后仍保持为直线, 但相互之间的平行关系并不保证。这种变换反映了从不同距离对目标进行成像时在成像系统中所引起的形变。

在二维情况下, 该变换关系可以表示为:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u/w \\ v/w \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

从式 (2.7) 中可以看出, 它有 9 个变换参数。

曲线变换则可以把直线映射成一条曲线, 它一般用多项式变换来表示。在二维情况下, 该变换可以表示为:

$$(x', y') = F(x, y) \quad (2.8)$$

F 表示坐标的变换关系, 最常用的为多项式函数:

$$\begin{cases} x' = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{11}xy + a_{02}y^2 + \dots \\ y' = b_{00} + b_{10}x + b_{01}y + b_{20}x^2 + b_{11}xy + b_{02}y^2 + \dots \end{cases} \quad (2.9)$$

本文研究对象为患者脑部 CT 和 MRI 两个模态的医学图像。脑图像可视为刚体, 因此本文使用的配准变换模型为刚性变换, 配准时仅考虑旋转变换和平移变换。

将 CT 图像设为浮动图像 F , MR 图像设为参考图像 R 。从浮动图 F 的空间坐标 P_F 到参考图 R 的空间坐标 P_R 的刚体变换可用公式 (2.10) 描述。

$$V_R \bullet (P_R - C_R) = R_x \bullet R_y \bullet R_z \bullet V_F (P_F - C_F) + t(t_x, t_y, t_z) \quad (2.10)$$

其中, V_F 和 V_R 为 3×3 的对角阵, 分别代表图像 F 和 R 的像素大小, C_F 和 C_R 分别是两幅图像的灰度重心, R_x, R_y, R_z 是 3×3 的旋转矩阵, 分别表示绕 X、Y、Z 轴旋

转角度， t 是平移向量。

2.2.3 灰度插值

实际上数字图像中的 (x, y) 总是整数，经过几何变换后，得到 (x', y') 的值则可能不是整数，而像素值仅在整数处有意义，所以在非整数处的像素值就要用其周围一些整数处的像素值来计算，这就叫灰度插值^[20]。

我们采用的插值方法是双线性插值，它是最近邻插值的一种直接改进方法。如图 2.1，在二维情况下，设 (x', y') 点的 4 个最近邻像素为 A, B, C, D ，它们的坐标分别为 $(i, j), (i+1, j), (i, j+1), (i+1, j+1)$ 。

它们的灰度值分别为 $g(A), g(B), g(C), g(D)$ 。首先计算 E 和 F 这两点灰度值 $g(E)$ 和 $g(F)$ ：

$$g(E) = (x - i)[g(B) - g(A)] + g(A) \quad (2.11)$$

$$g(F) = (x - i)[g(D) - g(C)] + g(C) \quad (2.12)$$

则 (x', y') 点的灰度值 $g(x', y')$ 为：

$$g(x', y') = (y - j)[g(E) - g(F)] + g(F) \quad (2.13)$$

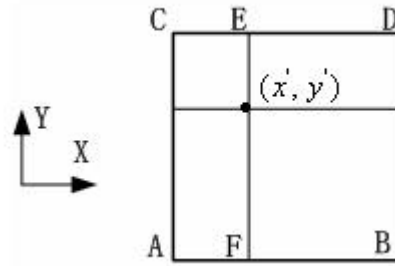


图 2.1 双线性插值

2.2.4 多参数优化算法

图像配准在本质上是一个多参数优化问题，所以优化方法的选择十分重要。快速有效的优化算法可以大大的节省运行时间，为实时的图像处理提供可能性。

无约束问题的最优化算法大致上分为两类：计算过程中需要用到目标函数的倒数的方法和直接利用目标函数值的方法。后者由于不需要计算导数值，迭代较简单，编程也较容易实现。我们在实际计算过程中采用 Powell 多参数优化算法和 Brent 一维搜索算法^[21]迭代地估计配准参数，将 Powell 与 Brent 算法的收敛准则分别定为 10^{-5} 和 10^{-3} ^[22]。

开始优化时，将 6 个参数的初始值设为零，初始搜索方向设置为共轭的单位向量。由于各个搜索方向图像分辨率存在差别，优化参数的搜索顺序对优化过程和配

准鲁棒性十分重要。考虑到成像过程中，患者在 XY 平面的平移和旋转比其它方向的平移和旋转更明显，令优化过程搜索顺序为 $(t_x, t_y, q_x, q_y, q_z)$ 。

2.3 配准实验

2.3.1 数据来源

本文采用的图像数据均来源于美国 Vanderbilt 大学的“回顾性图像配准评估 (Evaluation of Retrospective Image Registration)”项目。该套数据包括 19 位患者的图像数据。每位患者有一套 CT 数据、6 套 MR 数据和一套 PET 数据；或一套 CT 数据，3 套 MR 数据。MR 分别为 PD、T1、T2 和分别校正过几何失真的 PD_rectified、T1_rectified、T2_rectified 图像。CT 图像采用 Siemens/CTI ECAT 933/08-16 扫描仪；MR 图像采用 Siemens SP 1.5T 扫描仪，并对每位患者分别采集 T1、T2、PD 图像。该套图像数据的空间采集矩阵、体素大小和灰度范围见表 2.1。

表 2.1 图像数据资料

图像	XY 平面分辨率	Z 方向采样层数	体素大小(mm)	灰度范围
高分辨 CT	512*512	40~49	$[0.40\sim0.45]^2*3.0$	-1024~2086
低分辨 CT	512*512	27~34	$0.65^2*4.0$	-1024~1996
高分辨 MRI	256*256	51~52	$[0.78\sim0.86]^2*3.0$	2~4095
低分辨 MRI	256*256	20~26	$[1.25\sim1.28]^2*4.0$	2~2000

本文中使用的图像数据均为编号 Patient_005 患者的图像数据，包括 1 套 CT 和 6 套 MRI 数据。其中 CT 图像 XY 平面分辨率为 512×512 ，Z 方向采样层数为 33；MRI 图像 XY 平面分辨率均为 256×256 ，Z 方向采样层数为 26。

原始数据通过 Osiris 软件读入，以 BMP 格式输出保存，得到一系列 CT 和 MRI 图像。原始 CT 图像共 33 幅，XY 方向分辨率为 512×512 ，如图 2.2 所示。原始 MR 图像每组各 26 幅，XY 方向分辨率均为 256×256 ，取一组 MR_PD 图像如图 2.3 所示。

多模态医学图像配准的对象为同一病例同一位置的不同模态的医学图像时，医学图像融合才最具有其临床意义。因此，我们从这两组源图像中，分别选取在 Z 方

向上基本位于对应的同一水平,并有明显病理特征或解剖结构的两组图像,如图 2.4、图 2.5、图 2.6 和图 2.7 所示。这两组图像将作为本文研究的源图像。

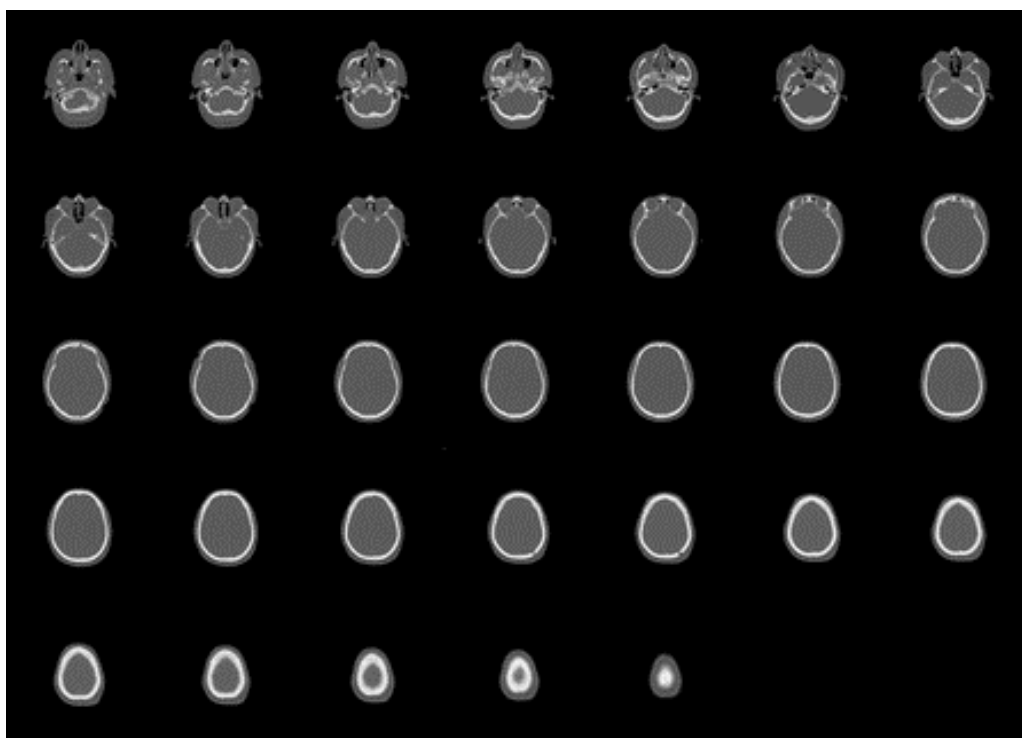


图 2.2 Patient005 的 CT 图像 (33 幅)

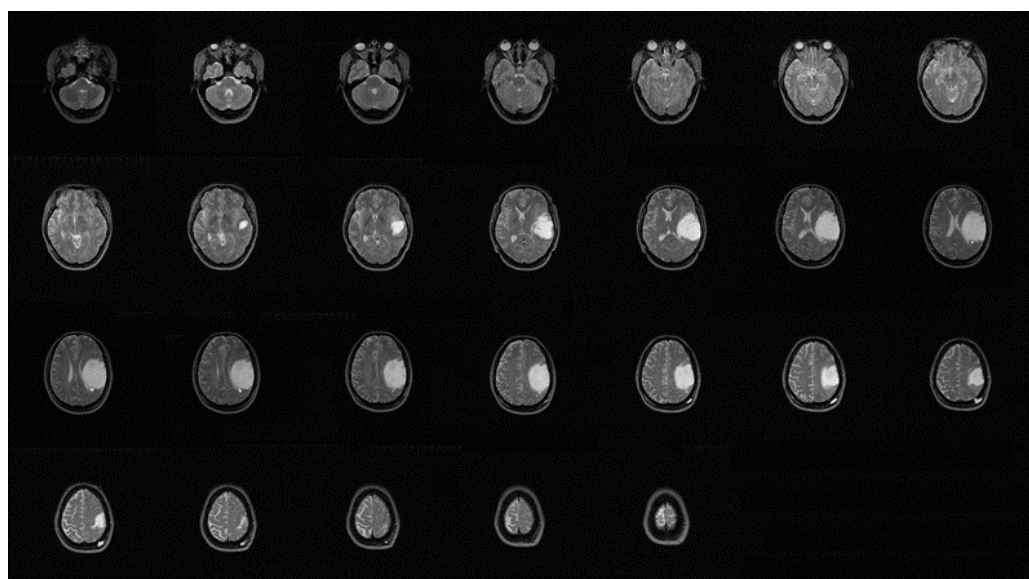


图 2.3 Patient005 的一组 MR_T2 图像 (26 幅)

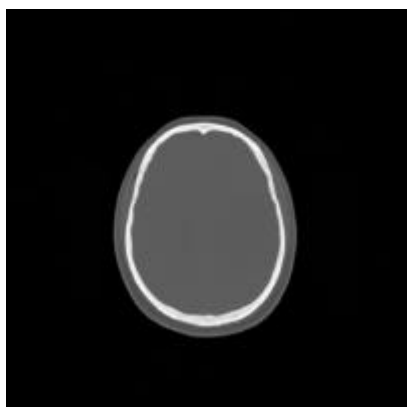


图 2.4 第一组 CT 原始图像 (19)

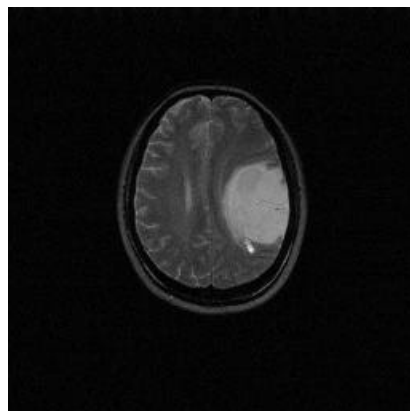


图 2.5 第一组 MR 原始图像 (16)

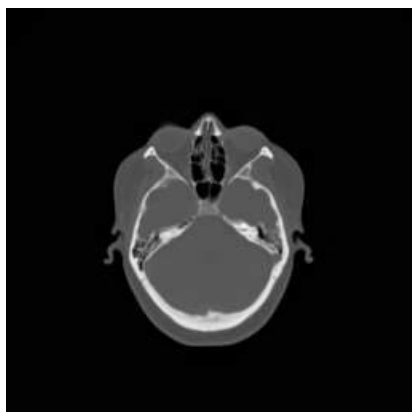


图 2.6 第二组 CT 原始图像 (07)

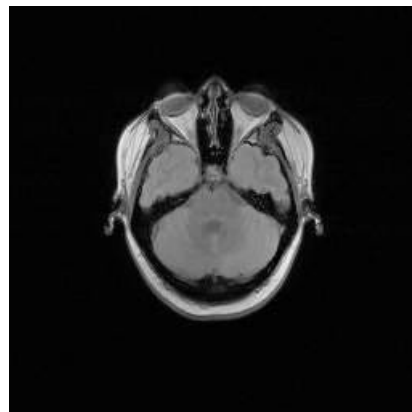


图 2.7 第二组 MR 原始图像 (05)

2.3.2 配准方法及结果

将两组 MR 源图像分别设为参考图像,CT 源图像设为浮动图像,我们采用刚性变换对浮动图进行几何变换,其变换公式为式(2.5)。采用双线性插值方法对浮动图像经过刚性变换后不在整数处的像素进行插值运算,其插值公式为式(2.13)。采用归一化互信息熵相关系数 EEC 作为图像配准的相似性测度,其公式为式(2.4)。

实验结果如图 2.7 和图 2.8 所示。其中图 2.7(a)和图 2.8(a)为参考图像,它配准前后是不变的;图 2.7(b)和图 2.8(b)为浮动图像经过配准后的配准图像。目测配准效果相当满意,达到用于图像融合的要求。

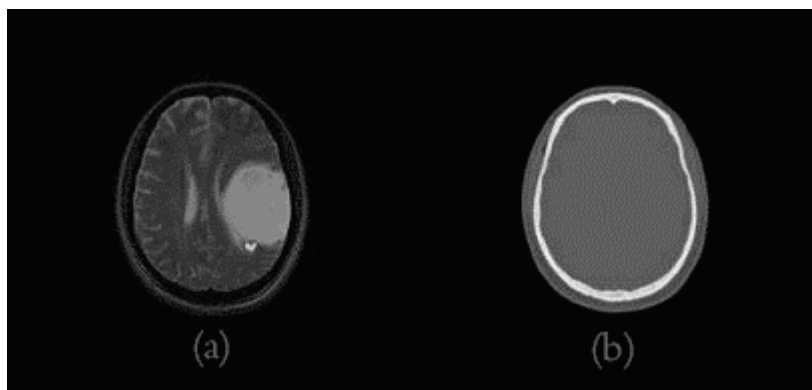


图 2.7 第一组 CT 和 MR 图像配准结果

(a)为作为参考图的原始 MR 图像；(b)为配准后的 CT 图像

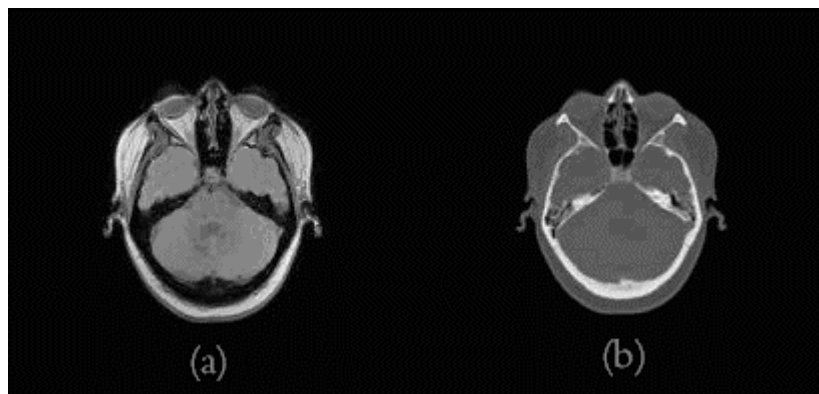


图 2.8 第二组 CT 和 MR 图像配准结果

(a)为作为参考图的原始 MR 图像；(b)为配准后的 CT 图像

上述配准结果通过目测估计，均已达到用于医学图像融合的要求，能够作为后续医学图像融合研究的待融合图像。

2.4 本章小结

本章主要讨论了多模态医学图像的配准问题。我们采用刚性变换对浮动图进行几何变换，采用双线性插值方法对浮动图像经过刚性变换后不在整数处的像素进行插值运算，采用归一化互信息熵相关系数 EEC 作为图像配准的相似性测度，得到两组融合研究所需的已达到配准精度的医学图像，为后续工作打下了良好的基础。

3 基于塔式变换的医学图像融合

3.1 引言

利用图像融合技术对来源于不同医学成像设备的图像进行融合处理，能够为临床诊断提供更为丰富、更为全面的病理信息。

目前，医学图像融合方法根据其时间发展，可以分为空间域、变换域和智能域三大类^[23]。其中，空间域的方法操作简单，过程直观，但精度往往不高，如加权平均法；变换域的方法相对成熟，处理效果较好，不过算法设计复杂，如塔式变换和小波变换等；智能域的方法主要是模拟人类的智能处理方法，尚处于发展初期，算法还不够成熟，如语义谓词、神经网络和模糊逻辑^[24]等。

本文研究主要集中在基于多分辨技术的图像融合方法，属于像素级和变换域的图像融合。像素级多分辨医学图像融合是指，使用图像多分辨表征的手段，对多模态医学图像进行融合，其基本过程是：把各原始图像进行多分辨分解，对分解后的各个原始图像的系数金字塔分别在各个尺度空间进行数据融合，从而构造一个新的系数金字塔，最后重构所需的融合图像，如图 3.1 所示为多分辨金字塔融合过程的数据流程图。

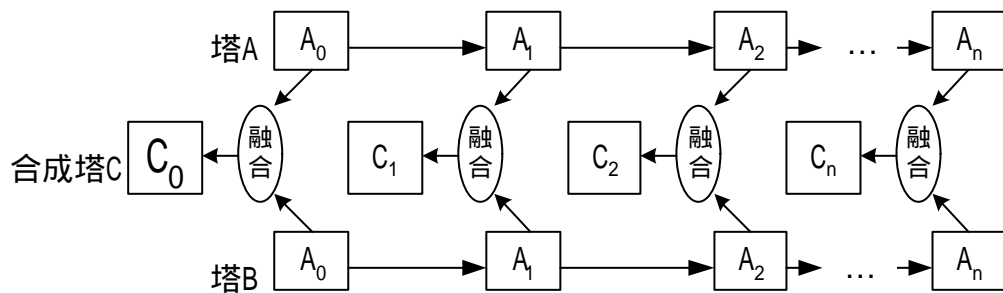


图 3.1 多分辨金字塔融合过程的数据流程图

根据分解形式不同，多分辨图像融合算法又可分为两大类^[25]。一大类是基于图像的高斯塔式变换，然后派生出拉普拉斯金字塔、对比度金字塔等；另一大类是基

于小波变换的算法。这两类方法的共同之处是都在不同的分辨率下各自按一定的融合规则进行融合，得到融合后的图像序列，最后重构出融合图像。本章主要讨论第一类方法，包括拉普拉斯金字塔、对比度金字塔、梯度金字塔等。在下一章我们将重点讨论基于小波变换的图像融合方法。

3.2 简单的医学图像融合方法

在重点介绍基于多分辨金字塔的融合方法之前，先对图像融合技术中最简单的方法——加权平均法进行简单的讨论。它虽然不属于基于多分辨技术的融合方法，但在这里介绍有利于更好地理解图像融合的原理，对图像融合产生一个基本的感性认识。

加权平均法是一种简单的图像融合方法，就是对多幅图像的对应像素点进行加权处理。

设 $A(i, j)$ 为图像 A 中坐标为 (i, j) 的像素点的灰度值， $B(i, j)$ 为图像 B 中与之对应的像素点的灰度值，则融合图像中的像素点的灰度值可通过下式得到：

$$C(i, j) = W_A(i, j)A(i, j) + W_B(i, j)B(i, j) \quad (3.1)$$

其中， $W_A(i, j)$ 和 $W_B(i, j)$ 为加权系数，通常 $W_A(i, j) + W_B(i, j) = 1$ 。

权值 $W_A(i, j)$ 、 $W_B(i, j)$ 如何选择是加权平均法中的关键问题。

一个最简单的方法就是把 $W_A(i, j)$ 看成一个常数 k ，它不随像素点坐标 (i, j) 的变化而改变，则 $W_B(i, j)$ 为 $(1 - k)$ ，这种简单的方法很难得到理想的融合图像。

基于局部区域对比度的权值选择法利用人眼对对比度非常敏感这一事实，从两幅源图像中选择对比度大的像素点作为合成图像的像素点，也就是说对比度大的像素点权值为 1，这种权值选择方法对噪声非常敏感，这是因为图像中的噪声具有很高的对比度，这样合成的图像中将包含很强的噪声。

Burt^[26]提出了平均和选择相结合的方法，即用 1 个匹配矩阵来表示两幅图像的相似程度，当两幅图像很相似时，合成图像就采用两幅图的平均值，也就是权值为 0.5，当两幅图像差异很大时，就选择较显著的那一幅图像，此时的权值为 0 和 1，

这样就可以抑制噪声。

上述的权值选择方法基本上都是基于人眼的视觉特征，而没有考虑到实际应用中的目标特征。

加权平均法的优点是简单直观，适合实时处理。但简单的叠加会使合成图像的信噪比降低，同时很难得到理想的融合结果。

3.3 基于塔式变换的医学图像融合方法

基于多分辨塔式变换的图像融合算法是较为常用的图像融合方法，它是一种多尺度多分辨率图像融合方法，其融合过程是在不同尺度、不同空间分辨率、不同分解层上分别进行的。与简单的图像融合方法相比，基于塔形分解的多传感器图像融合方法可以获得明显改善的融合效果。按照塔式结构形成方法的不同，包括拉普拉斯金字塔、对比度金字塔、梯度金字塔、形态学金字塔等。这里主要讨论前三种金字塔。

3.3.1 高斯金字塔的分解与重构

多分辨金字塔都源于图像的高斯金字塔的分解，因此在这里我们先介绍图像高斯金字塔的分解与重构原理。

1. 构造高斯金字塔图像序列

假设一图像的高斯金字塔有 N 级，其图像序列分别为 G_0 、 G_1 、... G_{l-1} 、 G_l ... G_N ，其中将源图像作为高斯金字塔的最底层，用 G_0 代表最底层图像，则金字塔第 l 层 G_l 可由低一级图像 G_{l-1} 由式 (3.4) 产生：

$$G_l = [w * G_{l-1}] \downarrow 2 \quad (1 < l < N) \quad (3.4)$$

式中， $[\] \downarrow 2$ 表示抽取； $*$ 表示卷积算子； w 表示高斯核， w 中各元素的和必须等于 1。由上式我们可以看出，级与级之间的运算是通过同样的公式得到的，于是可以定义一个函数 $REDUCE()$ 来形象表示：

$$G_l = REDUCE(G_{l-1}) \quad (3.5)$$

对于第 l 层 G_l 中的具体像素点 (i, j) 的灰度值的计算可以通过加权平均的形式

来求得，即：

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i + m, 2j + n) \quad (3.6)$$

式中 $w(m, n)$ 为高斯模板，它是一个具有低通特性的类高斯加权窗口函数，其必须满足如下约束条件：

1) 二维可分离性：

$$w(m, n) = w'(m) \cdot w'(n), \quad m \in [-2, 2], n \in [-2, 2] \quad (3.7)$$

$$2) \text{ 归一化: } \sum_{n=-2}^2 w'(n) = 1 \quad (3.8)$$

$$3) \text{ 对称性: } w'(n) = w'(-n) \quad (3.9)$$

$$4) \text{ 奇偶等贡献性: } w'(-2) + w'(2) + w'(0) = w'(-1) + w'(1) \quad (3.10)$$

满足上述约束条件的一个典型的 5×5 子窗口为：

$$w = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

至此，由 G_0, G_1, \dots, G_N 就构成了高斯金字塔，其中 G_0 为金字塔的底层， G_N 为金字塔的顶层，高斯金字塔的总层数为 $N + 1$ 。可见，图像的高斯金字塔形分解是通过依次对低层图像于具有低通特性的窗口函数 $w(m, n)$ 进行卷积（此过程相当于对图像进行低通滤波），再把卷积结果作隔行隔列的降 2 采样来实现的。

图 3.2 给出了一个对图像进行高斯金字塔分解的例子。图中源图像 Lena 像素为 256×256 ，对其进行 0 ~ 3 层的高斯塔形分解（金字塔总层数为 4 层）。图中高斯金字塔的底层（0 层）与源图像相同。从底层到顶层，相邻两级图像的频带以 1/8 倍率减少，图像大小则以 1/4 倍率减少^[27]。随着分解层的不断增加，图像逐渐变得模糊。

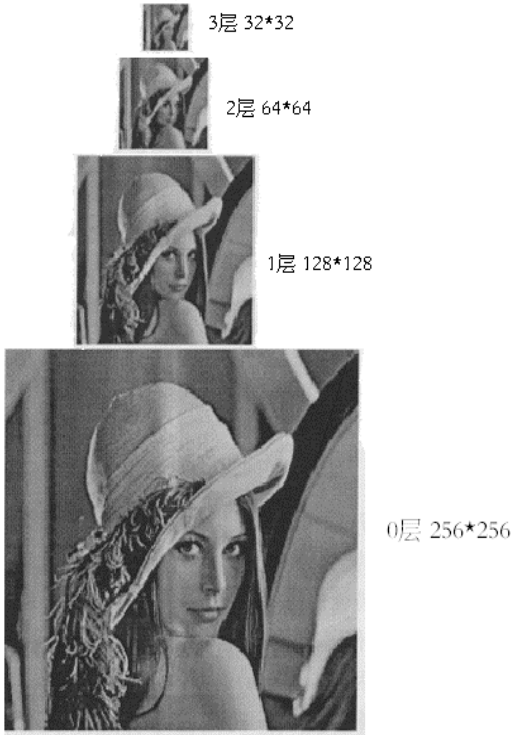


图 3.2 图像的高斯金字塔分解
(Lena 图像, 0 ~ 3 层分解)

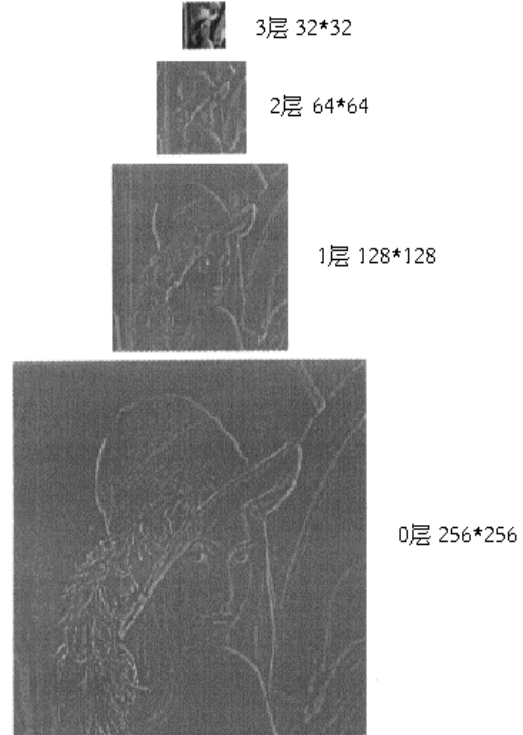


图 3.3 图像的拉普拉斯金字塔分解
(Lena 图像, 0 ~ 3 层分解)

2. 由高斯金字塔图像序列重构原图像

定义函数 $EXPAND()$ 为函数 $REDUCE()$ 的逆运算, 其作用是利用插值法在给定的数值间插补新的样本值, 将高斯金字塔结构中某一级图像扩展成其前一级图像的尺寸大小。例如对 G_l 进行 $EXPAND()$ 运算, 即 $G'_{l-1} = EXPAND(G_l)$, 获得的新图像 G'_{l-1} 将具有与 G_{l-1} 同样的尺寸大小。

设 $G_{l,k}$ 表示对 G_l 进行 $EXPAND()$ 运算 k ($0 \leq k \leq l$) 次后得到的图像, 则有:

$$G_{l,0} = G_l$$

$$G_{l,k} = EXPAND(G_{l,k-1}) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) G_{l,k-1} \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right) \quad (3.12)$$

上式使用最邻近插值法实现插值操作, 仅当 $(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2})$ 为整数坐标时才取其对

应点的值进行累加。 G_l 进行 l 次 $EXPAND()$ 运算，就可以得到原始图像 G_0 ，这个金字塔分解的逆过程被称为图像重构（或图像重建）。

函数 $REDUCE()$ 和函数 $EXPAND()$ 构成了最基本的金字塔运算。当得到图像的 $REDUCE$ 和 $EXPAND$ 序列后，根据具体处理的方法不同，将有拉普拉斯金字塔、对比度金字塔和梯度金字塔等不同的结构。本章将介绍基于拉普拉斯金字塔图像融合方法和基于对比度金字塔图像融合方法。

3.3.2 基于拉普拉斯塔式分解的医学图像融合方法

拉普拉斯金字塔^[28]图像序列 L_l ，其定义为高斯金字塔中相继两级低通滤波图像之间的差，即：

$$\begin{aligned} L_N &= G_N \\ L_l &= G_l - EXPAND(G_{L+1}) = G_l - G_{l+1,1}, \quad 0 \leq l \leq N \end{aligned} \quad (3.13)$$

拉普拉斯金字塔图像序列 L_l 相对高斯金字塔序列中的图像 G_l 来说，它是高斯金字塔序列中的图像 G_l 经过高通滤波器得到的图像序列；而高斯金字塔图像序列是通过低通滤波器来实现的。因此，拉普拉斯金字塔序列对于原始图像 G_0 而言，是一组带通滤波图像序列。

图 3.3 给出了对图像 Lena 的拉普拉斯金字塔分解。我们可以看到，拉普拉斯金字塔各层（除顶层外）均保留和突出了凸现个重要特征信息（如边缘信息）。

拉普拉斯金字塔图像序列 L_l 按照如下公式可以精确重构原始图像 G_0 ：

$$\begin{aligned} G_N &= L_N \\ G_l &= L_l + EXPAND(G_{L+1}) \end{aligned} \quad (3.14)$$

如图 3.4 所示，为拉普拉斯金字塔分解和重构过程，G 表示高斯金字塔分解层，LP 表示拉普拉斯金字塔分解层，Expand 为放大算子，Reduce 为缩小算子。

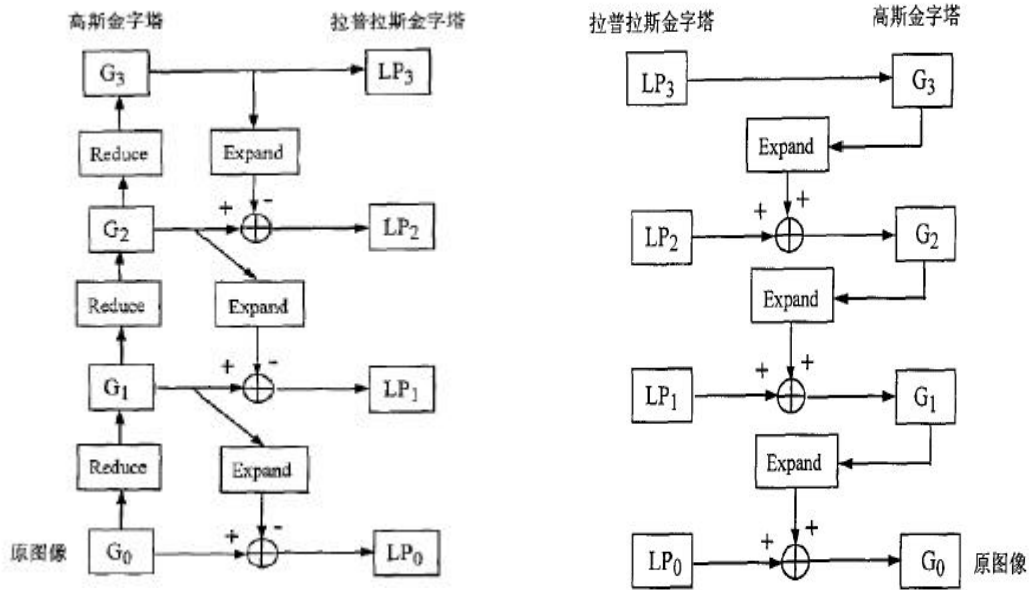


图 3.4 拉普拉斯塔式分解与重构

从拉普拉斯金字塔图像序列的建立过程中分析得出，该图像序列是高斯图像序列中相应各级的高通滤波（高频）图像。由于图像的细节对应图像的高频部分，而图像融合的目的就是将不同图像的细节特征有机地结合，因此，可以通过融合不同图像的拉普拉斯金字塔序列来达到融合的目的。

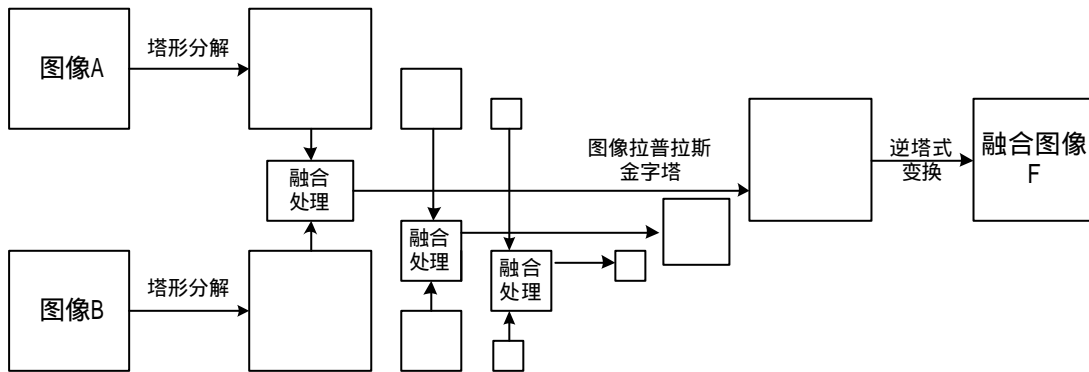


图 3.5 基于拉普拉斯金字塔的图像融合流程图

基于拉普拉斯金字塔的图像融合流程图如图 3.5 所示，其操作步骤如下^[5]：

- 1) 首先通过公式 (3.6)，获取源图像的高斯金字塔图像序列；

- 2) 通过公式 (3.13), 获取源图像的拉普拉斯金字塔图像序列;
- 3) 对所得的拉普拉斯金字塔图像序列的对应级进行分别融合, 融合算子取“与”或“或”算子, “与”算子指取图像对应中的最小值, “或”算子指取图像对应值中的最大值;
- 4) 将融合后的图像金字塔序列进行拉普拉斯金字塔重构, 获得融合结果 F 。

3.3.4 基于对比度塔式分解的医学图像融合方法

对比度金字塔图像序列 C_l 的构造与拉普拉斯金字塔相当类似, 其定义为高斯金字塔中相继各级图像之比^[29], 即:

$$C_N = G_N$$
$$C_l = \frac{G_l}{EXPAND(G_{l+1})}, \quad 0 \leq l \leq N \quad (3.15)$$

对比度金字塔图像序列 C_l 可以按照如下公式可以精确重构原始图像 G_0 :

$$G_N = C_N$$
$$G_l = C_l \times EXPAND(G_{l+1}) \quad (3.16)$$

图像的细节变化可以认为是对比度的变化。由于人类视觉系统对图像的对比度变化较为敏感, 且不同医学图像设备对同一病例的成像图像的对比度分布不同, 融合不同图像的细节可以设法通过融合对比度来实现, 基于对比度金字塔的图像融合基本步骤如下:

- 1) 首先通过公式 (3.6), 获取源图像的高斯金字塔图像序列;
- 2) 通过公式 (3.15), 获取源图像的对比度金字塔图像序列;
- 3) 对所得的对比度金字塔图像序列的对应级进行分别融合, 融合算子的选取同拉普拉斯塔式变换;
- 4) 将融合后的图像金字塔序列进行对比度金字塔重构, 获得融合结果 F 。

3.3.5 基于梯度塔式分解的医学图像融合方法

与基于拉普拉斯和对比度的塔式分解相比，梯度塔式分解具有方向性。

1. 构造图像的梯度金字塔序列^[30]

对图像高斯各分解层（最高层除外）分别进行梯度方向滤波，便可得到梯度塔式分解：

$$D_{lk} = d_k * (G_l + w^\circ * G_l), \quad 0 < l < N, k = 1, 2, 3, 4 \quad (3.17)$$

式中， $*$ 为卷积运算， D_{lk} 表示第 l 层第 k 方向梯度塔形图像， G_l 为图像的高斯金字塔的第 l 层图像， d_k 表示第 k 方向滤波算子，定义为

$$d_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}, d_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}}, d_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}, d_4 = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (3.18)$$

式 3.17 中的 w° 为 3×3 的核，满足 $w = w^\circ * w^\circ$ ，此处 w° 定义为：

$$w^\circ = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

经过 $d_1 d_2 d_3 d_4$ 对高斯金字塔各层的方向梯度滤波，在每一分解层上（最高层除外）均可得到包含水平、垂直以及两个对角线方向细节信息的 4 个分解图像。可见，图像的梯度塔式分解不仅是多尺度、多分辨率分解，而且每一分解层又有包含 4 个方向细节信息的图像组成。

2. 由梯度金字塔图像序列重构原图像

首先，由式 3.19 对方向梯度金字塔图像序列建立方向拉普拉斯金字塔图像序列。

$$L_{lk} = -\frac{1}{8} d_k * D_{lk} \quad (3.19)$$

式中， L_{lk} 是第 l 层 k 方向上的方向拉普拉斯金字塔图像。

由式 3.20 将拉普拉斯金字塔图像序列变换为 FSD (Filter Subtract Decimate) 拉普拉斯金字塔图像序列。

$$\hat{L}_l = \sum_{k=1}^4 L_{lk} \quad (3.20)$$

式中, \hat{L}_l 表示第 l 层 FSD 拉普拉斯金字塔图像。

再由式 3.21 将 FSD 拉普拉斯金字塔图像序列变换为拉普拉斯金字塔图像序列。

$$L_l = [1 + w] * \hat{L}_l \quad (3.21)$$

最后由式 3.14 将拉普拉斯金字塔图像序列重构原图像。

基于梯度塔式分解的图像融合基本步骤如下：

- 1) 首先通过公式 (3.6), 获取源图像的高斯金字塔图像序列；
- 2) 通过公式 (3.15), 构造源图像的梯度金字塔图像序列, 获得图像的梯度金字塔；
- 3) 对图像梯度金字塔的各分解层分别进行融合处理, 融合算子选择基于区域特性选择的加权平均融合算子^[31]；
- 4) 将融合后图像梯度金字塔序列进行梯度金字塔序列重构, 获得融合结果 F 。

3.4 基于塔式变换的医学图像融合结果

我们将前面已严格配准的两组图像, 如图 3.6、3.7 和 3.8、3.9 所示, 作为本文中医学图像融合实验的源图像。

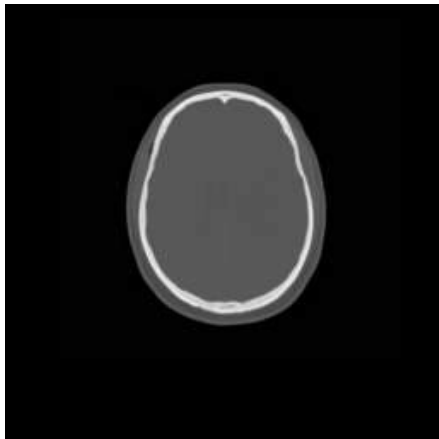


图 3.6 第一组 CT 图像 A

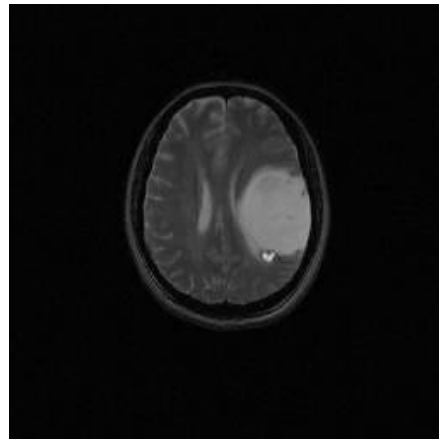


图 3.7 第二组 MR 图像 B

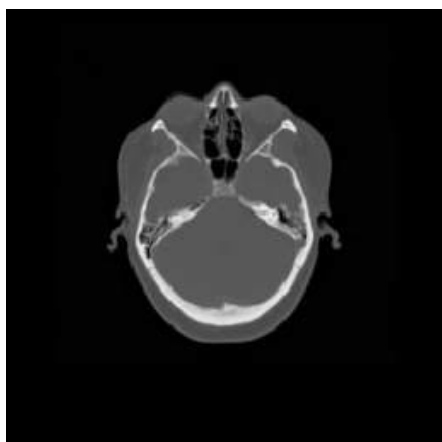


图 3.8 第二组 CT 图像 A

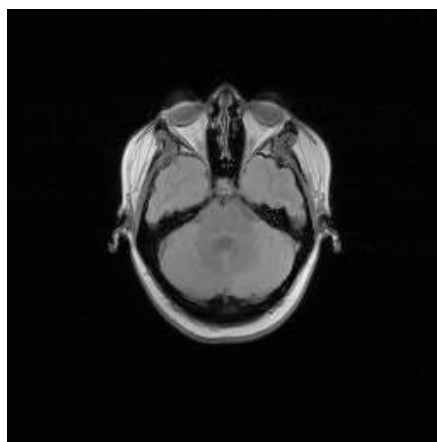


图 3.9 第二组 MR 图像 B

本文中所有医学图像融合实验都将选取这两组已严格配准的 CT 和 MR 图像作为实验的源图像，在以后的医学图像融合实验及结果评价分析中将不再重复显示这两组图像。

我们分别采用这一章所介绍的加权平均法、拉普拉斯金字塔法、对比度金字塔法和梯度金字塔法，对上述医学图像在我们自主开发的“多模态医学图像融合软件系统”中进行融合，软件界面及各分界面见图 3.10、图 3.11、图 3.12。

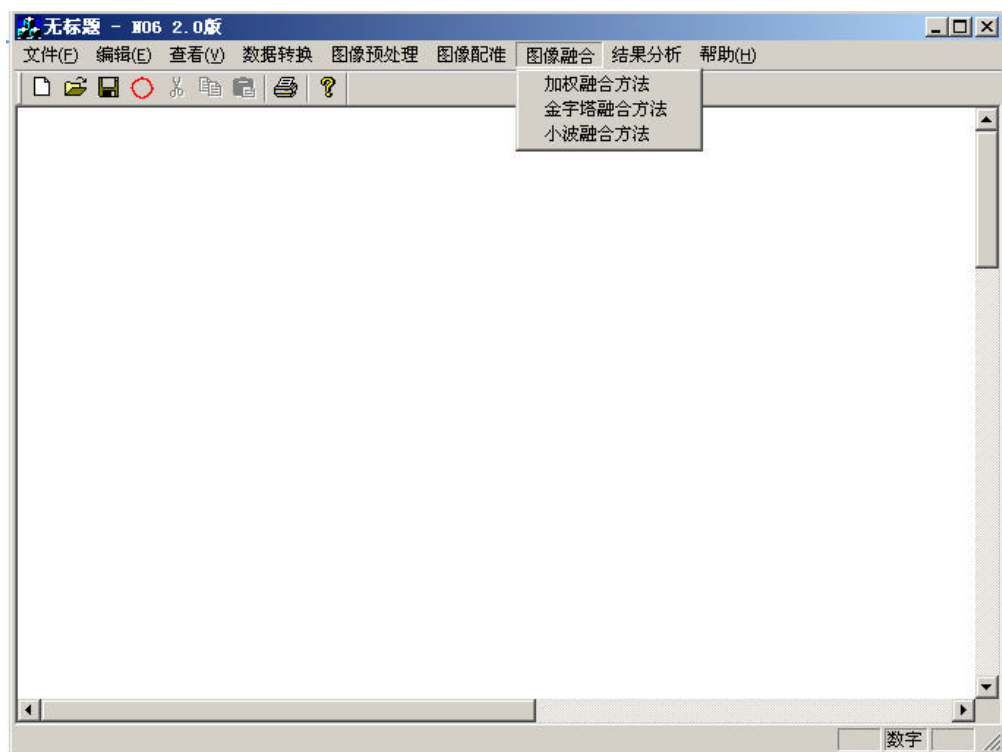


图 3.10 多模态医学图像融合软件系统界面

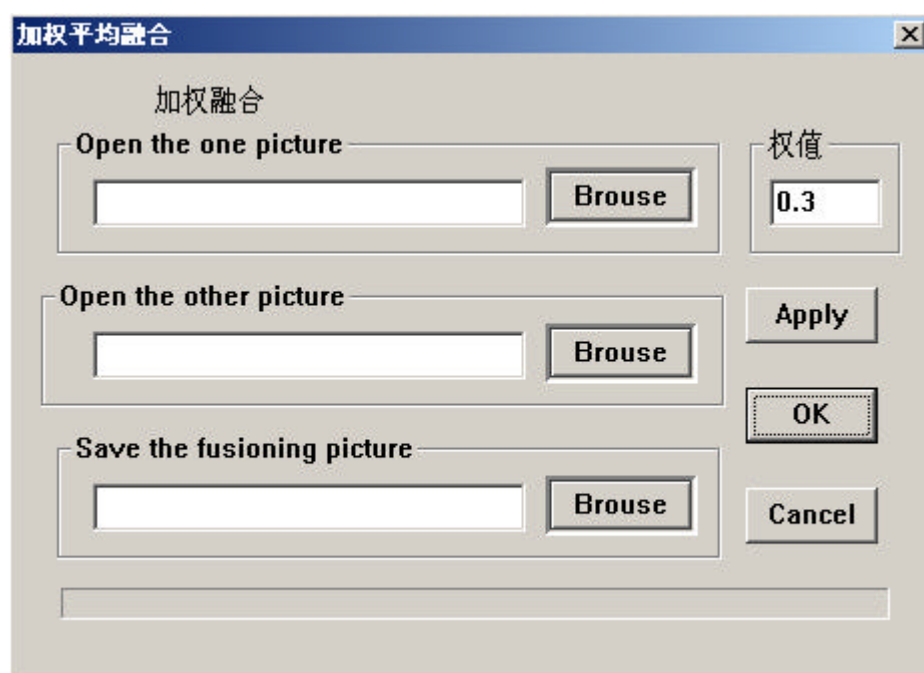


图 3.11 加权平均法医学图像融合软件界面

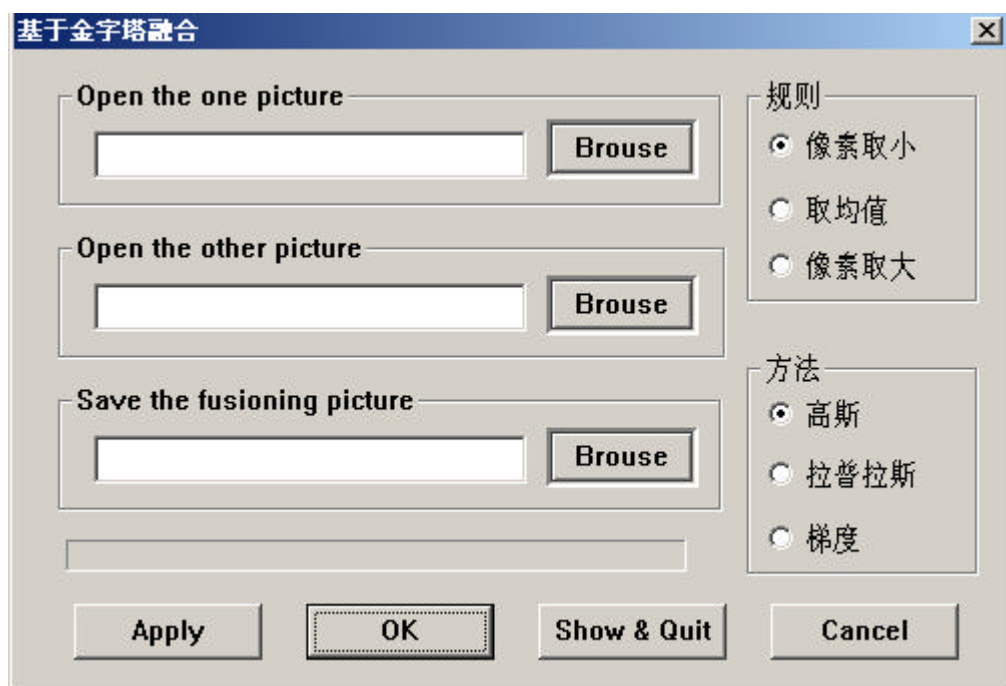


图 3.12 基于塔式变换的医学图像融合软件界面

当采用加权平均法作为图像的融合算法时，我们分别对加权系数 w_A 取 0.6、0.4、0.8 和 0.2，得到不同的融合效果。融合结果分别如图 3.13、3.14、3.15 和 3.16

所示。

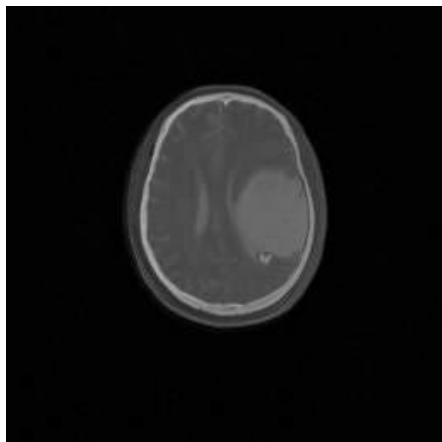


图 3.13 $W_A=0.6$

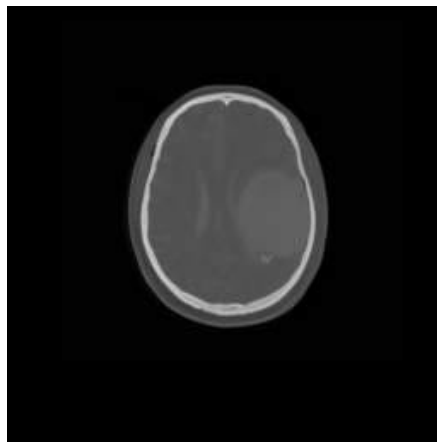


图 3.14 $W_A=0.4$

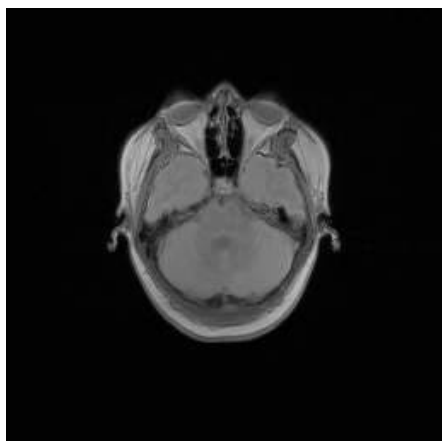


图 3.15 $W_A=0.2$

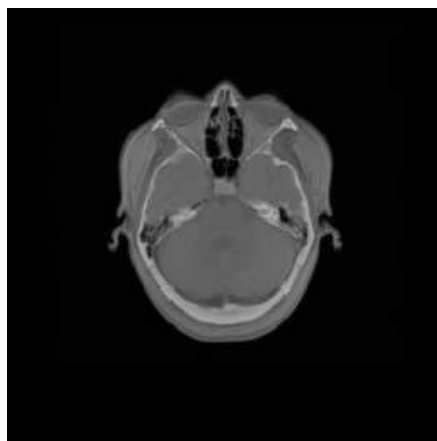


图 3.16 $W_A=0.8$

图 3.13 和 3.14 所示的是当权值取 0.6 和 0.4 时,第一组脑部图像的融合结果;图 3.15 和 3.16 所示的时当权值取 0.2 和 0.8 时,第二组脑部图像的融合结果。我们从图中可以看出,权值的不同导致融合效果的不同。

我们分别采用拉普拉斯金字塔法、对比度金字塔法和梯度金字塔法对两组脑部 CT 和 MR 图像进行融合,得到融合结果分别见图 3.17、图 3.18 和图 3.19。

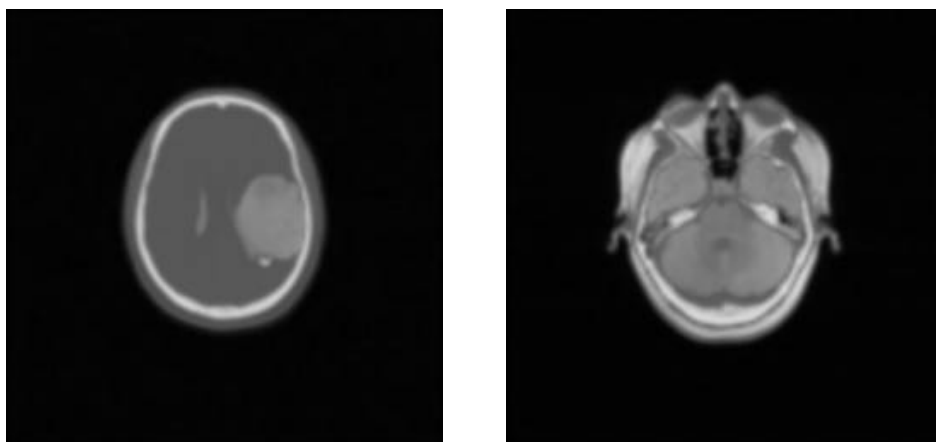


图 3.17 基于拉普拉斯金字塔的脑部图像融合结果

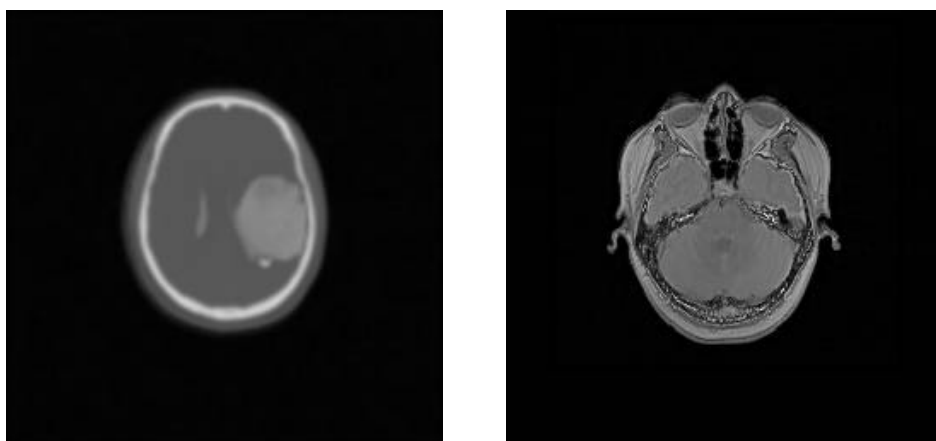


图 3.18 基于对比度金字塔的脑部图像融合结果

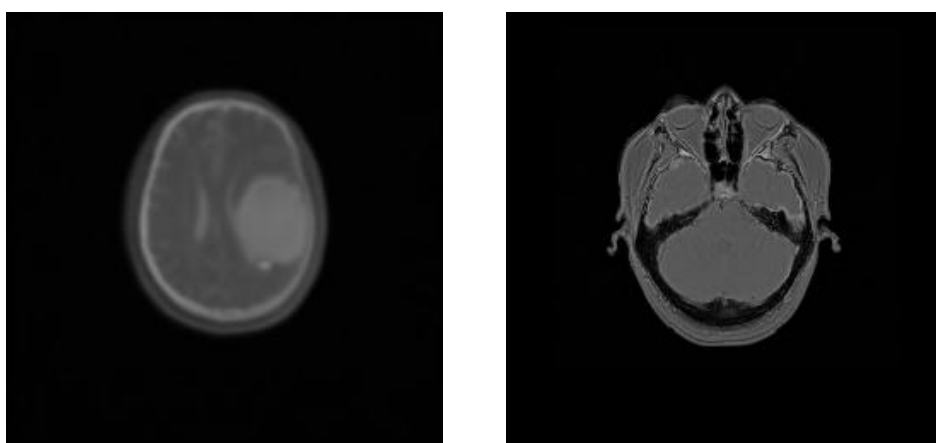


图 3.19 基于梯度金字塔的脑部图像融合结果

3.5 本章小结

本课题研究的医学图像融合方法主要是基于多分辨技术的图像融合方法。在本章节重点讨论了图像的高斯金字塔序列分解及其重构的基本原理，在高斯金字塔图像序列的基础上，得到了拉普拉斯金字塔图像序列、对比度金字塔图像序列和梯度金字塔图像序列，从而使得我们能够在拉普拉斯金字塔图像序列、对比度金字塔图像序列和梯度金字塔图像序列上进行各种规则的融合。

我们也给出了基于加权平均法、拉普拉斯塔式变换、对比度塔式变换和梯度塔式变换的医学图像融合的各融合结果图像。实验结果将在第五章《医学图像融合的效果评价和分析》中与基于小波变换的医学图像融合结果一起进行质量分析和评估。

4 基于小波变换的医学图像融合

4.1 引言

小波分析作为一种新兴的理论，是数学发展史上的重要成果。它无论是对数学还是工程应用都产生了深远的影响。具有“数学显微镜”之称的小波变换同时在时域（空域）和频域具有分辨率，对高频分量采用逐渐精细的时域或空域步长，可以聚焦到分析对象的任意细节。

基于小波变换的多尺度分解是一种新型的时域和频域信号分析工具。它是基于传统的多分辨金字塔图像融合方法的直接拓展。图像的小波分解是指将原始图像分解为一系列具有不同空间分辨率和频域特性的子图像，这样能够充分反映原始图像的局部变化特征，为图像融合提供了有利的条件，这样从融合后的图像中可以得到不同尺度的精细信息。

4.2 小波变换理论

4.2.1 小波变换理论的发展

小波分析方法的提出，可以追溯到 1910 年 Harr 提出的小波规则正交基，这是最早的小波基，当时还没有小波这一术语的概念。1936 年 Littlewood 和 Paley 对 Fourier 变换建立的 L-P 理论，即按二进制频率成分分组，其 Fourier 变换的相位变化在本质上不影响函数的形状和大小，这是多尺度分析的最早来源。1981 年 Stromberg 对 Harr 正交基进行了改造，证明了小波函数的存在性。值得注意的是，1984 年法国地质物理学家 Morlet 在分析地震的局部性质时，发现传统的变换难以达到要求，因此，他引入小波变换概念于信号分析中，对信号进行分解。随后，法国理论物理学家 Grossman 尝试对一个确定函数 $y(x)$ 进行了伸缩、平移成为如式 4.1 所示的形式，他对 Morlet 的这种信号依此方法进行展开的可行性进行了研究，这无疑为小波分析的

形成开创了先河。

$$|a|^{-\frac{1}{2}} \mathbf{y}\left(\frac{x-b}{a}\right), (a, b \in R, a \neq 0) \quad (4.1)$$

真正的小波热开始于 1986 年，当时 Meyer 创造性地构造了具有一定衰减性的光滑函数 \mathbf{y} ，其二进制伸缩与平移构成 $L^2(R)$ 的规范正交基，如式 4.2 所示。

$$\mathbf{y}_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \mathbf{y}(2^{-j}t - k), (j, k \in Z) \quad (4.2)$$

继 Mayer 提出小波变换后，Lemarie 和 Battle 又分别独立给出了具有指数衰减的小波函数。1987 年，Mallat 巧妙地将计算机视觉领域的多尺度分析的思想引入到小波分析中。小波函数的改造及信号按小波变换的分解与重构，成功地统一了前人提出的具体函数的构造，研究了小波变换的离散化情况，提出了著名的 Mallat 算法，这是小波理论突破性的成果，其作用相当于 Fourier 变换中的 FFT。它不仅为纯粹数学的研究提供了有力的工具，而且为图像处理理论的发展树立了里程碑^[32]。

4.2.2 连续小波变换

若记基本小波函数为 $\mathbf{y}(t)$ ，伸缩平移因子分别为 a 和 b ，则小波是一个满足

条件 $C_y = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{w})|^2}{|\mathbf{w}|} d\mathbf{w} < +\infty$ 的函数 \mathbf{y} 通过平移和伸缩而产生的一个函数簇 $\mathbf{y}_{a,b}$ ：

$$\mathbf{y}_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \mathbf{y}\left(\frac{t-b}{a}\right), (a, b \in R, a \neq 0) \quad (4.3)$$

对于基本小波函数 $\mathbf{y}(t)$ ，它必须满足的条件 $C_y = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{w})|^2}{|\mathbf{w}|} d\mathbf{w} < +\infty$ 可知，必有：

$$\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{w}) = 0 \quad (4.4)$$

从而等价地有：

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{y}(t) dt = 0 \quad (4.5)$$

这就是说， $\mathbf{y}(t)$ 与整个横坐标所围面积的代数之和是 0，因此 $\mathbf{y}(t)$ 的图形应是在横

坐标上上下下波动的“小波”，故有小波之称。通常称 $y(t)$ 为母小波，则 $y_{a,b}(t)$ 为小波函数或简称为小波（Wavelet）。

令 $L^2(R)$ 为可测的、平方可积函数 $f(t)$ 的矢量空间， R 为实数集，对于任意的 $f(t) \in L^2(R)$ 的连续小波变换给出如下定义：

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{y_{a,b}(t)} dt = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{y\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (4.6)$$

即信号 $f(t)$ 关于 $y(t)$ 的连续小波变换 $W(a,b)$ 就定量地表示了信号与小波函数系 $y_{a,b}(t)$ 中的每一个小波相关或接近程度。如果我们把小波看成是 $L^2(R)$ 空间的基函数系，那么，连续小波变换就是信号在基函数系上的分解或投影。

连续小波变换具有如下重要性质：

- 1) 线性性：一个多分量信号的小波变换等于各个分量的小波变换之和。
- 2) 平移性：若 $f(t) \leftrightarrow W(a,b)$ ，则有 $f(t-t) \leftrightarrow W(a,b-t)$ 。
- 3) 伸缩共变性：若 $f(t) \leftrightarrow W(a,b)$ ，则有 $f(ct) \leftrightarrow \frac{1}{\sqrt{c}} W(ca,cb), c > 0$ 。
- 4) 自相似性：对应于不同伸缩参数 a 和不同平移参数 b 的连续小波变换之间是自相似的。
- 5) 冗余性：连续小波变换中存在信息表述的冗余度。

像任何一种线性变换用作信号重构时都应满足完全重构的要求一样，对小波变换的基本要求之一也是完全重构。这一要求直接决定对基本函数 $y(t)$ 的约束条件，可以证明由 $W(a,b)$ 可以恢复出 $f(t)$ 。

小波变换的重构（逆变换）公式为：

$$f(t) = C_y^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(a,b) y_{a,b}(t) \frac{da}{|a|^2} db \quad (4.7)$$

其中

$$C_y = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{y}(w)|^2}{|w|} dw \quad (4.8)$$

欲实现上述完全重构，必须要求 $C_y < \infty$ ，也就是

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{y}(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (4.9)$$

这就是从信号完全重构的角度对基本小波 $y(t)$ 提出的约束条件，常称为完全重构条件^[33-35]。

4.2.3 离散小波变换

在应用小波变换分解和重构信号时，常采用离散化处理。通常，伸缩参数 a 和平移参数 b 的离散化公式分别取作 $a = a_0^j$ 和 $b = ka_0^j b_0$ 。这样对应的离散小波变换 $y_{j,k}(t)$ ，可写作：

$$y_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} y(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (4.10)$$

而离散化小波系数则可表示为：

$$c_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{y_{j,k}}(t) dt \quad (4.11)$$

将式 (4.10) 和式 (4.11) 代入到式 (4.7)，即得到离散小波变换的重构公式：

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{j,k} y_{j,k}(t) \quad (4.12)$$

当离散化参数取作 $a_0 = 2$ 和 $b_0 = 1$ 的离散化小波为

$$y_{j,k}(t) = 2^{-j/2} y(2^{-j} t - k) \quad (4.13)$$

称为二进小波。

4.3 多分辨分析与 Mallat 快速算法

多分辨分析是 Mallat 于 1989 年提出，其目的是为了解决分析图像信息的困难。我们知道，图像可以定义在渐增分辨率序列 $(r_j)_{j \in Z}$ 上的细节来描述，但传统的金字塔技术很难解决细节间的相关性，为此，Mallat 首先研究了在 2^j 分辨率下函数的

逼近算子，并给出了它应该具有的数学性质，然后证明了，在 2^{j+1} 和 2^j 分辨率下信息差别（即细节），可以通过将函数在一小波正交基上分解而获得，从而定义了一种完全且正交的多分辨描述，即小波描述。这就有力地解决了相关性问题的。Mallat 还进一步给出了小波计算的塔式算法，该算法在小波分析中的地位相当于 FFT 算法在傅立叶分析中的地位。相应地，Mallat 还给出了该分解的重构算法。这样，Mallat 就将他之前的所有正交小波基的构造统一起来，并为以后的构造设定了框架。

4.3.1 多分辨分析

多分辨分析是在 $L^2(R)$ 函数空间内，将函数 $f(t)$ 描述为一系列近似函数的极限。每一个近似都是函数 $f(t)$ 的平滑逼近，而且具有越来越细的近似函数。这些近似在不同分辨率得到的，多分辨分析由此得名。

空间 $L^2(R)$ 内的多分辨分析是指构造 $L^2(R)$ 空间内的一个子空间序列 $\{V_j, j \in Z\}$ ，使它具有一下性质：

- (1) 单调性（包含性）：对于任意的 $j \in Z$ ， $V_j \subset V_{j+1}$ ；
- (2) 逼近性： $\bigcap_{j \in Z} V_j = \{0\}$ ， $\bigcup_{j \in Z} V_j = L^2(R)$ ；
- (3) 伸缩性： $f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2t) \in V_{j+1}$ ；
- (4) 平移不变性： $f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(t - 2^j k) \in V_j$ ， $\forall k \in Z$ ；
- (5) Riesz 基存在性：存在 $f(t) \in V_0$ ，使得 $\{f(t - 2^j k), k \in Z\}$ 构成 V_0 的 Riesz 基。

若令 A_j 是用分辨率 2^j 逼近信号 $f(t)$ 的算子，则在分辨率为 2^j 的所有逼近函数 $g(t)$ 中， $A_j f(t)$ 是最类似于 $f(t)$ 的函数，即

$$\|g(t) - f(t)\| \geq \|A_j f(t) - f(t)\|, \quad \forall g(t) \in V_j \quad (4.14)$$

也就是说，逼近算子 A_j 是在向量空间 V_j 上的正交投影。

令 V_j （其中 $j \in Z$ ）是空间 $L^2(R)$ 的一个多分辨逼近，则存在一个唯一的函数 $f(t) \in L^2(R)$ 使得

$$f_{j,k} = 2^{j/2} f(2^j t - k), \quad k \in Z \quad (4.15)$$

必定是 V_j 内的一个标准正交基，其中 $f(t)$ 称为尺度函数。

4.3.2 Daubechies 小波的构造

只要设计出满足约束条件的尺度函数，就可以构造出正交小波基。比利时数学家 Daubechies 从选择滤波器 $\{h(k)\}$ 入手，构造出的尺度函数 $f(t)$ 和小波函数 $y(t)$ 都具有紧支撑的正交函数。其尺度函数 $f(t)$ 和小波函数 $y(t)$ 分别为

$$f(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} h(k) f(2t-k) \quad (4.16)$$

$$y(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2N-1} g(k) f(2t-k) \quad (4.17)$$

其中 $2N$ 是 Daubechies 滤波器的长度。在 $y(t)$ 与 $f(t)$ 彼此正交情况下，尺度函数 $f(t)$ 的系数 $h(k)$ 和小波函数 $y(t)$ 的系数 $g(k)$ 之间的关系为

$$g(k) = (-1)^k h(2N-k+1), \quad k = 0, 1, \dots, 2N-1 \quad (4.18)$$

例如 $N = 2$ 时， $h(0) = -g(3) = 0.48296291$ ； $h(1) = g(2) = 0.8365163$ ； $h(2) = -g(1) = 0.22414387$ ； $h(3) = g(0) = -0.12940952$ 。文中， N 取 4、8、10。

4.3.3 Mallat 算法

在 Burt 和 Adelson 图像分解和重构的塔形算法启发下，基于多分辨率分析框架，Mallat 建立了离散正交小波的一种快速算法，即 Mallat 算法，它在小波分析中的地位相当于 FFT 算法在经典傅立叶分析中的地位。

由于图像信号 $f(x, y)$ 是二维信息，我们直接讨论二维的 Mallat 算法，用于图像的小波分解和重构。在实际中，任何图像传感器采集的图像都有一定的带限，设图像 $f(x, y) \in V_j^2 (j \in \mathbb{Z})$ ，用图像 V_j^2 空间的投影 $A_j f(x, y)$ 来表示， V_j^2 是 $L^2(\mathbb{R}^2)$ 的一个多分辨率分析

$$f(x, y) = A_j f(x, y) = A_{j+1} f + D_{j+1}^1 f + D_{j+1}^2 f + D_{j+1}^3 f \quad (4.19)$$

其中

$$\begin{cases} A_{j+1} f = \sum_{m_1, m_2 \in \mathbb{Z}} C_{j+1, m_1, m_2} f_{j+1, m_1, m_2} \\ D_{j+1}^e f = \sum_{m_1, m_2 \in \mathbb{Z}} D_{j+1, m_1, m_2}^e y_{j+1, m_1, m_2}^e, (e = 1, 2, 3) \end{cases} \quad (4.20)$$

若用 H_r , H_c 和 G_r , G_c 分别表示镜像共轭滤波器 H , G 作用于阵列 $\{C_j(m_1, m_2)\}((m_1, m_2) \in Z^2)$ 的行和列, 则二维 Mallat 分解算法有如下表示:

$$\begin{cases} C_{j+1} = H_r H_c C_j \\ D_{j+1}^1 = H_r G_c C_j \\ D_{j+1}^2 = G_r H_c C_j \\ D_{j+1}^3 = G_r G_c C_j \end{cases} \quad (4.21)$$

相应地有二维 Mallat 重构算法:

$$C_j = H_r^* H_c^* C_{j+1} + H_r^* G_c^* D_{j+1}^1 + G_r^* H_c^* D_{j+1}^2 + G_r^* G_c^* D_{j+1}^3 \quad (4.22)$$

上式中 H^* , G^* 分别是 H , G 的共轭转置矩阵。对于二维图像来说, 算子 $H_r H_c$ 相当于二维低通滤波器, 因此 $C_{j+1}f$ 是原始图像在 $2^{-(j+1)}$ 分辨率上的近似 (即图像的低频成分或“逼近图像”)。算子 $H_r G_c$ 相当于对列作平滑、检测行的差异, 因此 $D_{j+1}^1 f$ 显示 $C_j f$ 的竖直方向的高频分量, 即图像的水平边缘。算子 $G_r H_c$ 相当于对行作平滑、检测列的差异, 因此 $D_{j+1}^2 f$ 显示 $C_j f$ 的水平方向的高频分量, 即图像的竖直边缘。算子 $G_r G_c$ 是两个方向的高频滤波, 检测的是对角边缘。

由此我们可以看出, 对二维图像 $f(x, y)$ 进行 j 层小波分解, 将得到 $3j$ 个高频带和一个低频带。这种将图像分解在不同频率下的不同特征域上的处理方式, 对稍后进行的融合极为重要, 使得融合处理可以对不同的特征分量采用不同的融合方法以达到最佳的效果。

4.4 基于小波变换的图像融合方法

4.4.1 基于小波变换的图像融合的物理意义

基于小波变换的图像融合的物理意义在于:

1) 通常图像中的物体、特征和边缘是出现在不同大小的尺度上的, 所以任何一幅特定比例尺的地图都无法清晰反映所有特征细节信息, 例如在较大尺度上, 大陆、山脉和海洋等大的特征是可见的, 而向城市街道等小的细节就在地图的分辨率之外了。而在较小尺度上, 细节变得可见而较大的特征却不见了。

图像的小波分解是多尺度、多分辨率分解, 其对图像的多尺度分解过程, 可以

看作是对图像的多尺度边缘提取过程，同时，小波的多尺度分解还具有方向性。若将小波变换用于图像融合处理，就可能在不同尺度上，针对不同大小、方向的边缘和细节进行融合处理。

2) 小波变换具有空间和频域局部性，利用小波变换可以将融合图像分解到一系列频率通道中，这样对图像的融合处理时在不同的频率通道分别进行的。而我们知道，人眼视网膜图像就是在不同的频率通道中进行治疗的，因此基于小波变换的图像融合是可能达到更好视觉效果。

3) 对参加融合的各图像进行小波塔形分解后，为了获得更好的融合效果并突出重要的特征细节信息，在进行融合处理时，不同频率分量、不同分解层、不同方向均可以采用不同的融合规则及融合算子进行融合处理；另外，同一分解层上的不同局部区域上采用的融合算子也可以不同，这样就可能充分挖掘被融合图像的互补及冗余信息，有针对得突出和强化所感兴趣的特征和细节信息。

4.4.2 基于小波变换的图像融合原理

基于小波变换的图像融合，就是将待融合的原图像经过小波变换得到小波金字塔图像序列，在不同的特征域上的图像序列采用不同的融合规则进行融合以得到小波金字塔图像序列，最后融合后的小波金字塔图像序列经过小波逆变换（即重构），得到多传感器图像的融合图像。本文研究中基于小波变换的图像融合算法见图 4.2。

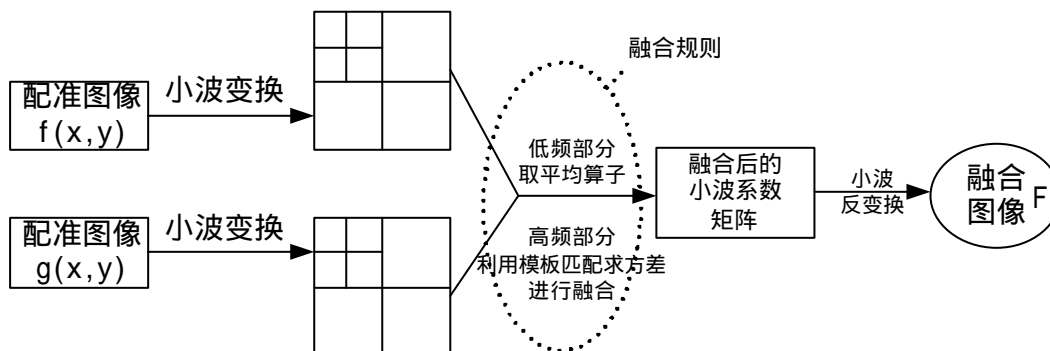


图 4.2 基于小波变换的图像融合原理图

设 A ， B 为两幅原始图像， F 为融合图像。 A ， B 两幅图像融合的基本步骤如下：

1) 对 A 、 B 两幅图像分别进行小波变换，建立各待融合图像的小波金字塔图像序列；

- 2) 分别使用不同的融合算子作用于各个分解层的不同高频子图像以及最高层的低频子图像，从而得到融合后的小波金字塔图像序列；
- 3) 对融合后的小波金字塔图像序列进行小波反变换，上一层的小波反变换的结果就是下一层小波金字塔图像序列的低频子图像，依次类推，最终所得到的图像就是融合图像。

4.4.2 融合规则与融合算子

在图像融合过程中，融合规则及融合算子的选择对于融合的质量至关重要，也是图像融合中至今尚未很好解决的难点问题。目前，广为采用的融合规则可被概括为“基于像素”的融合规则，例如前一章节中基于塔式变换的图像融合方法中的融合规则。由于图像的局域特征往往不是由一个像素所能表征的，它是由某一局域的多个像素来表征和体现的；同时，通常图像中某一局部区域内的各像素间往往有较强的相关性，因此，基于像素的简单融合规则有其片面性，其融合效果有待改善。

基于以上考虑，为了获得视觉特性更佳、细节更丰富、突出的融合效果，本章采用一种基于区域特性量测的、新的融合规则及融合算子^[36]。

融合算子的选择：对最高分解层的低频子图像 C_L (L 是分解的层数)，由于代表待融合图像的近似特性，采用平均算子；对各高频子图像 D_j^e ($1 \leq j \leq L, e = 1, 2, 3$)，采用基于区域特性量测的选择及加权融合算子。

基于区域（矩形窗口为 3×3 ）特性量测的选择及加权融合算子确定方法如下：

- 1) 分别计算 A、B 两幅待融合图像对应局部区域的能量 $E_{j,A}^e$ 及 $E_{j,B}^e$

$$E_j^e(m, n) = \sum_{m'=-1}^1 \sum_{n'=-1}^1 W^e(m', n') [d_j^e(m + m', n + n')]^2 \quad (4.23)$$

式中， $E_j^e(m, n)$ 表示在 2^{-j} 分辨率下， e 方向上，以 (m, n) 为中心位置的局部区域能量；

d_j^e 表示在 2^{-j} 分辨率下三个方向的高频子图像； $W^e(m', n')$ 表示为与 d_j^e 对应的权系

数，一般 $W^e(m', n')$ 可选择模板为：
$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}。$$

2) 计算两幅图像在对应区域内的特征相似度

$$M_{j,AB}^e(m, n) = \frac{2 \sum_{m'} \sum_{n'} W^e(m', n') d_{j,A}^e(m+m', n+n') d_{j,B}^e(m+m', n+n')}{E_{j,A}^e + E_{j,B}^e} \quad (4.24)$$

3) 确定融合算子

设定一匹配度阈值 θ ，若 $M_{j,AB}^e < \theta$ ，则选取局部能量较大的区域的中心像素值，即：

$$\begin{cases} d_{j,F}^e = d_{j,A}^e, & \text{当 } E_{j,A} \geq E_{j,B} \\ d_{j,F}^e = d_{j,B}^e, & \text{当 } E_{j,A} < E_{j,B} \end{cases} \quad (4.25)$$

若 $M_{j,AB}^e \geq \theta$ 时，则进行加权运算确定融合值，如下：

$$d_{j,F}^e = W_{j,A} d_{j,A}^e + W_{j,B} d_{j,B}^e$$

其中，权重系数 $W_{j,A}$ 、 $W_{j,B}$ 分别由式 (4.26) 和式 (4.27) 确定。

$$W_{j,A} = \begin{cases} \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{j,AB}^e}{1 - \theta} \right), & \text{当 } E_{j,A} < E_{j,B} \text{ 时} \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{j,AB}^e}{1 - \theta} \right), & \text{当 } E_{j,A} \geq E_{j,B} \text{ 时} \end{cases} \quad (4.26)$$

$$W_{j,B} = 1 - W_{j,A} \quad (4.27)$$

从上面的算法可以看出，在 A、B 两幅图像经小波分解后的同一特征域上，其局部区域间的匹配度小于阈值 θ 时，说明这一特征域在该区域上的能量差别较大，此时选择能量大的区域中心像素的小波系数作为融合后这一特征域上的中心像素的小波系数。反之，说明这一特征域上的在该区域上的能量相近或差别不大，此时采用加权融合算子来确定这一特征域在该区域上的中心像素的小波系数。

4.4.3 基于小波变换的医学图像融合结果

在本章的实验中，仍然采用前一章节的两组待融合图像；采用 Daubechies 小波用来进行图像分解和重构；采用基于区域特性量测的选择及加权融合算子作为融合规则。其中，低通滤波器 $h(n)$ 分别选取为当 $N = 4, 8, 10$ 时 Daubechies 小波，高通滤波器 $g(n)$ 按照式 (4.18) 进行选取， $\bar{h}(n)$ 、 $\bar{g}(n)$ 分别按照式 (4.28) 式 (4.29) 进行选取。

$$g(n) = (-1)^{-n} h(2N - n - 1) \quad (4.28)$$

$$\bar{h}(n) = h(2N - n - 1) \quad (4.29)$$

$$\bar{g}(n) = g(2N - n - 1) \quad (4.30)$$

假设二维图像为 $f(m, n)$ ，其分辨率为 2^{-j} ，令 $c_j(m, n) = f(m, n)$ ，这样基于 Daubechies 小波的二维 Mallat 图像分解算法可以简写成式 (4.30)，以便于在计算机中编程实现。

$$\begin{cases} c_{j+1}(m, n) = \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} c_j(k, l) h_{k-2m} h_{l-2n} \\ d_{j+1}^1(m, n) = \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} c_j(k, l) h_{k-2m} g_{l-2n} \\ d_{j+1}^2(m, n) = \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} c_j(k, l) g_{k-2m} h_{l-2n} \\ d_{j+1}^3(m, n) = \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} c_j(k, l) g_{k-2m} g_{l-2n} \end{cases} \quad (4.31)$$

其 Mallat 重构算法如式 (4.32)

$$\begin{aligned} c_j(m, n) = & \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} c_{j+1}(k, l) \bar{h}_{m-2k} \bar{h}_{n-2l} \\ & + \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} d_{j+1}^1(k, l) \bar{h}_{m-2k} \bar{g}_{n-2l} \\ & + \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} d_{j+1}^2(k, l) \bar{g}_{m-2k} \bar{h}_{n-2l} \\ & + \sum_{k, l \in \mathbb{Z}} d_{j+1}^3(k, l) \bar{g}_{m-2k} \bar{g}_{n-2l} \end{aligned} \quad (4.32)$$

图 4.3 为“多模态医学图像融合软件系统”中基于小波变换的医学图像融合的软件界面。

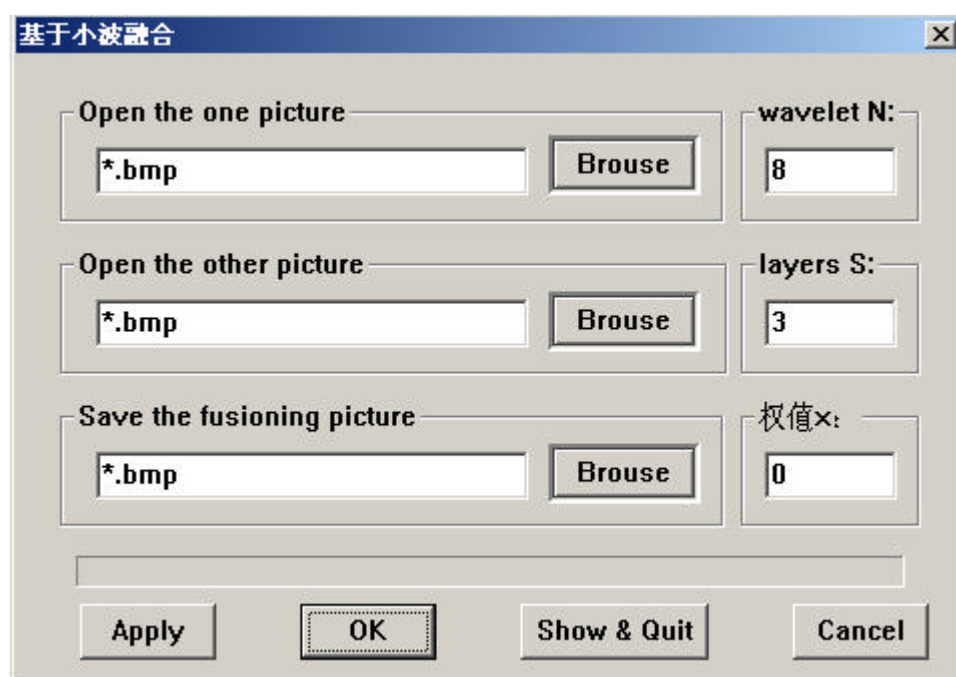


图 3.13 基于小波变换的医学图像融合软件界面

图 4.4、图 4.5 和图 4.6 分别是待融合的两组图像经过基于小波变换的图像融合方法，取 DB4、DB8、DB10 得到的融合图像。

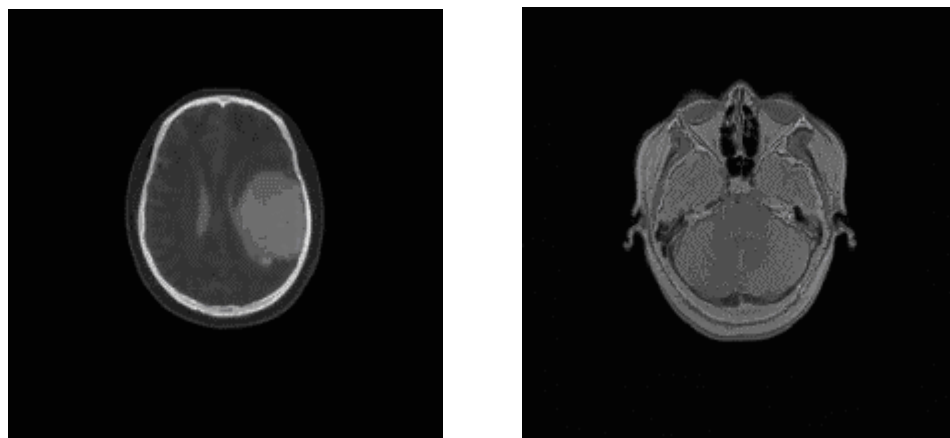


图 4.4 DB4 小波融合图像

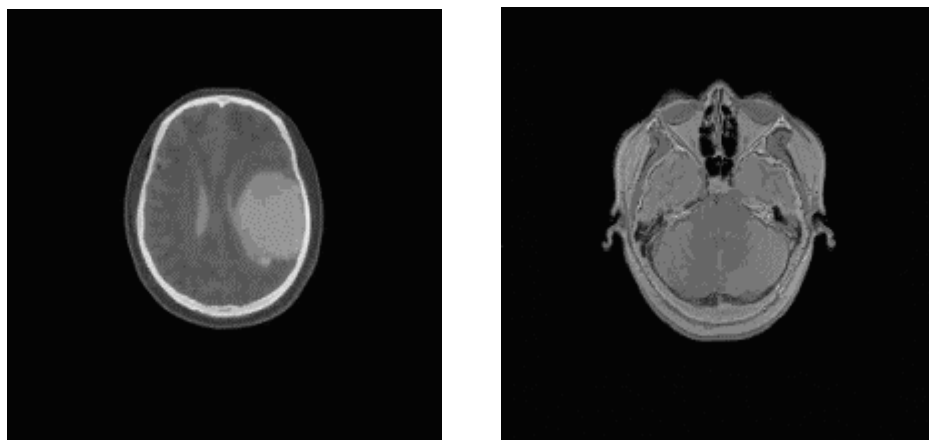


图 4.5 DB8 小波融合图像

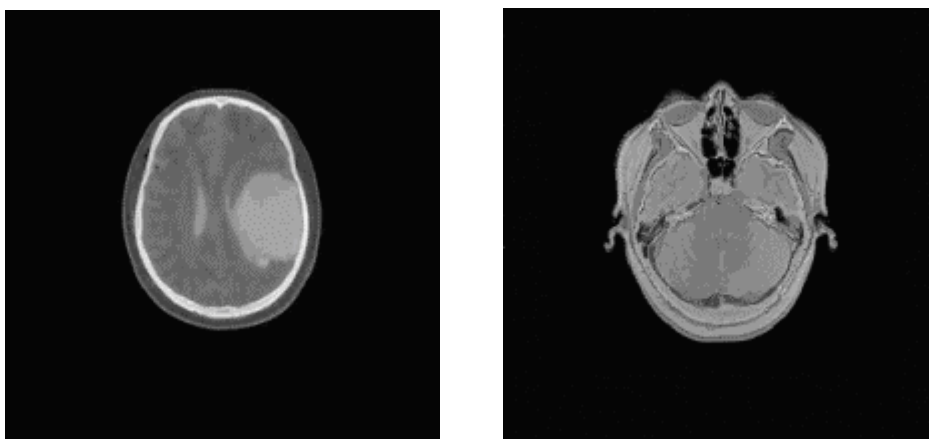


图 4.6 DB10 小波融合图像

4.4 本章小结

本章主要讨论了图像的多分辨小波分解、重构及其图像融合规则，针对不同分解层的不同空间频率特性区域，我们采用了基于区域特性量测的选择及加权融合算子，对两组脑部肿瘤图像和脑部解剖图像实现融合。其融合结果的分析将在下一章进行详细讨论。

5 医学图像融合的效果评价和分析

5.1 引言

前两章给出了多种多模态医学图像的融合方法，分别通过不同的融合规则得到了不同效果的融合结果。当前，融合效果的评价问题一直未得到很好的解决，还没有一个全面、客观、统一的标准^[46-49]，因此，我们建立了一个评价体系对各融合结果进行评价与分析。

图像融合效果的评价可以分为两类，分别为主观评价和客观定量评价。

主观评价法是由观察者根据评价的指标，按照自己的经验及专业知识进行打分，然后进行综合评判。在医学图像融合的效果评价上，专业医生对图像融合结果的评价是占有较大比重的，这是因为医学图像融合的临床意义便是更大程度地为医生提供更为丰富的病理信息。但是这种评价方法由于个人视觉上的差异及其它人为因素的影响，结果往往不同，这对评价结论会造成一定的影响。

客观定量评价则需要建立定量化的评价指标，由计算机自动计算，能够大大提高判断的准确性及判断的速度，得到更正确的结论。

因此，本文主要研究医学图像融合的客观定量评价方法，给出定量评价指标，并对先前的融合结果进行评价和分析。

5.2 医学图像融合的客观评价指标

设待融合图像为 A 和 B，融合后图像为 F，标准参考融合图像为 R。为了客观定量的评价融合图像的效果，可以采用以下评价参量。

5.2.1 基于互信息的评价

1) 熵 (Entropy)

图像熵值的大小是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标。若融合图像的熵值越大，说明融合图像包含的信息量越丰富。图像的熵定义为：

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i \quad (5.1)$$

其中, H 为图像的熵, L 为图像的总的灰度级, p_i 表示灰度值为 i 的像素数 N_i 与图像总像素 N 之比, 即 $p_i = N_i / N$ 。

2) 交叉熵^[50] (Cross entropy)

交叉熵又称为相对熵, 可用来度量两幅图像间的差异, 交叉熵越小, 说明融合后图像与标准参考图像间的差异越小, 即融合效果越好。

标准参考图像 R 与融合图像 F 的交叉熵为:

$$CE_{R,F} = \sum_{i=0}^{L-1} p_{Ri} \log \frac{p_{Ri}}{p_{Fi}} \quad (5.2)$$

源图像 A 、 B 与融合图像 F 的交叉熵分别为:

$$CE_{A,F} = \sum_{i=0}^{L-1} p_{Ai} \log \frac{p_{Ai}}{p_{Fi}} \quad (5.3)$$

$$CE_{B,F} = \sum_{i=0}^{L-1} p_{Bi} \log \frac{p_{Bi}}{p_{Fi}} \quad (5.4)$$

综合考虑 $CE_{A,F}$ 和 $CE_{B,F}$, 将两源图像与融合后图像间的综合差异用平均交叉熵 MCE 和均方根交叉熵 RCE 表示。

$$MCE = \frac{CE_{A,F} + CE_{B,F}}{2} \quad (5.5)$$

$$RCE = \sqrt{\frac{CE_{A,F}^2 + CE_{B,F}^2}{2}} \quad (5.6)$$

3) 互信息^[51] (Mutual Information)

互信息是信息论中的一个重要基本概念, 它可作为两个变量之间相关性的量度, 或一个变量包含另一个变量的信息量的量度, 因此, 融合图像与源图像的互信息 (相关熵) 越大越好。

源图像 A 、 B 与融合后图像 F 之间的互信息量 $MI((A,B); F)$ 定义为:

$$MI((A,B);F) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{abf}(i,j,k) \log_2 \frac{p_{abf}(i,j,k)}{p_{a,b}(i,j)p_f(k)} \quad (5.7)$$

其中， $p_{abf}(i,j,k)$ 、 $p_{a,b}(i,j)$ 和 $p_f(k)$ 分别为融合后图像 F 与源图像 A、B 之间，两源图像 A、B 之间的联合灰度分布。

5.2.2 基于统计特性的评价

1) 均值

均值为像素的灰度平均值，对人眼反映为平均亮度。其定义为：

$$\hat{m} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} F(i,j) \quad (5.8)$$

其中，M 和 N 分别为图像的行数和列数。

2) 标准差 (Standard Error)

标准差反映了灰度相对于灰度均值的离散情况，标准差越大，则灰度级分布越分散。其定义为：

$$std = \sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (F(i,j) - \hat{m})^2 / MN} \quad (5.9)$$

一般如果标准差较小时，可采用取对数的方法将标准差放大。

3) 均方差^[52] (Mean Square Error)

均方差越小说明融合图像与理想图像越接近。融合图像 F 与标准参考图像的均方差为：

$$MSE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i,j) - F(i,j))^2 / MN \quad (5.10)$$

4) 均方根误差 (Root Mean Square Error)

均方根误差越小说明融合图像与理想图像越接近。融合图像 F 与标准参考图像的均方根误差为：

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i,j) - F(i,j))^2 / MN} \quad (5.11)$$

5.2.3 基于信噪比的评价

图像融合后去噪效果的评价原则为信息量是否提高、噪声是否得到抑制、均匀区域噪声的抑制是否得到加强、边缘信息是否得到保留、图像均值是否提高等，这里对信噪比和峰值信噪比两个指标进行评价

1) 信噪比 (Signal-to-Noise Ratio)

$$SNR = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i, j) - F(i, j))^2} \quad (5.12)$$

这里认为融合图像 F 与标准参考图像 R 只见的差异就是噪声，标准参考图像就是信息。

2) 峰值信噪比^[53] (Peak-to-peak Signal-to-Noise Ratio)

峰值信噪比的定义为：

$$PSNR = 10 \lg \frac{Max(F) - Min(F)}{RMSE^2} = 10 \lg \frac{MN(Max(F) - Min(F))}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i, j) - F(i, j))^2} \quad (5.13)$$

5.2.4 基于小波能量的评价

对图像进行小波分解后，对小波系数处理，然后重构得到融合图像，其效果评价可以采用小波系数平均能量的办法^[54]。其定义为：

$$E = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W(i, j)^2 / MN \quad (5.14)$$

其中， $W(i, j)$ 为该图像的小波分解高频系数。

5.3 对 CT 和 MRI 脑部图像各融合结果的评价与分析

5.3.1 评价准则

基于上述指标，对医学图像融合效果和融合图像质量的评价准则建立如下：

- 1) 融合图像 F 的熵值反映了融合图像包含信息量的多少，其熵值越大，说明图像融合的效果相对越好。
- 2) 交叉熵 $CE_{R,F}$ 越小，说明融合后图像 F 与参考标准图像 R 之间的差异越小；平均交叉熵 MCE 和均方根交叉熵 RCE 越小，说明从源图像 A 、 B 中提取的信息越多，即融合效果越好。
- 3) 互信息 $MI((A,B);F)$ 越大，说明融合图像 F 从源图像 A 、 B 中提取的信息越多，即融合效果越好。
- 4) 标准差、均方差、均方根误差越小，说明融合效果越好。
- 5) 峰值信噪比 $PSNR$ 越高，说明融合效果越好。

需要说明的是，若融合的标准参考图像为已知，则上述参量均可用来对图像融合效果和融合图像的质量进行评价。

5.3.2 融合结果的评价与分析

由于在本文研究中，融合的标准参考图像是无法得到的，此时， $CE_{R,F}$ 、 MSE 、 $RMSE$ 、 SNR 及 $PSNR$ 等参量无法使用。因此，我们从上述图像融合评价参量中选取熵、交叉熵、互信息、均值和标准差五个参量，对前文中基于加权平均法、拉普拉斯金字塔法、对比度金字塔法、梯度金字塔法和小波变换等各种融合方法得到的融合结果图像进行评估。

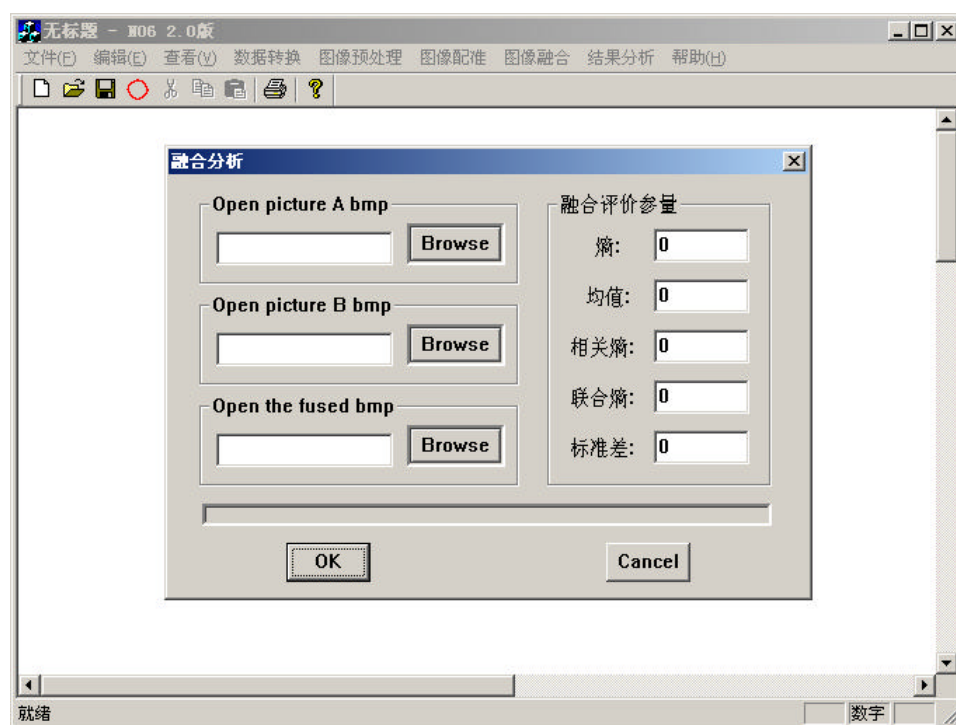


图 5.1 医学图像融合评价系统界面

为了便于研究工作，我们建立了一个图像融合评价体系，界面如图 5.1 所示。

我们利用此评价系统，分别对前文利用加权平均法、拉普拉斯金字塔法、对比度金字塔法、梯度金字塔法和小波变换等多种融合方法所得到融合图像结果进行客观的评价。

第一组 CT 与 MR 脑部肿瘤图像的融合评估见表 5.1，第二组 CT 与 MR 脑部解剖图像的融合评估见表 5.2。

表 5.1 第一组图像所有融合实验结果的评价

融合技术	熵	交叉熵	互信息	均值	标准差
拉普拉斯金字塔	0.926	4.960	414.7237	21.002	7227.428
对比度金字塔	0.917	4.987	411.5162	21.064	7247.296
梯度金字塔	0.859	4.921	418.4640	16.644	5403.286
小波变换 DB4	0.912	4.479	422.1190	18.048	5775.901
小波变换 DB8	0.922	4.317	465.6071	19.906	6874.458
小波变换 DB10	0.907	4.562	442.5122	21.947	7156.127
加权平均法 $a = 0.4$	0.789	4.966	423.4745	18.989	6485.265
加权平均法 $a = 0.6$	0.836	5.004	373.2013	17.413	5770.070

表 5.2 第二组图像所有融合实验结果的评价

融合技术	熵	交叉熵	互信息	均值	标准差
拉普拉斯金字塔	0.943	4.989	417.0564	28.460	8178.166
对比度金字塔	0.907	4.919	440.9894	21.743	7511.820
梯度金字塔	0.825	4.862	379.5918	16.844	5429.433
小波变换 DB4	0.864	4.986	352.0168	17.837	6245.963
小波变换 DB8	0.898	4.934	379.6231	22.738	6886.051
小波变换 DB10	0.871	4.887	402.5122	26.855	8194.666
加权平均法 $a = 0.2$	0.879	5.049	384.6204	22.732	7876.637
加权平均法 $a = 0.8$	0.846	4.957	355.2225	22.640	7859.631

对比前文所属的五种图像融合方法对两组 CT 和 MR 图像的融合结果,利用上节所述的评价准则,我们从上表不难看出,基于小波变换的图像融合方法综合五项参数是最优的。在基于小波变换的图像融合方法中,DB 小波取 $N=8$ 时,各项参数为最优。另外,基于塔式变换的图像融合方法整体上优于加权平均图像融合方法,其中,梯度金字塔的图像融合方法在塔式变换图像融合方法中为最优。

另外,基于小波变换的图像融合方法还具有塔式变换融合方法没有的好的性质,如小波变换后的数据量与原图像的数据量相同,而塔式变换的数据量约为原来的 $4/3$,小波变换算法更易于发展并行处理和基于小波变换域的目标识别,而塔式变换的融合过程难以知道不同级之间是否有相似性,不能把空间方向的选择性引入到分解过程中。

通过视觉判断和客观评价参数的比较，我们可以得到这样的结论，基于小波变换的医学图像融合方法能够有效的保留图像边缘和纹理等重要信息，较好的体现了原始图像的细节特征，与传统的加权平均法和塔式变换的图像融合方法相比较，有明显的优势。

5.4 本章小结

本章主要讨论了医学图像融合的客观效果评价方法，定义了图像的熵、交叉熵、互信息、均值、标准差、均方差、均方根误差、峰值信噪比和小波能量等多个评价参量。针对本文实验结果，我们采用熵、交叉熵、互信息、均值和标准差等若干评价参量对各不同融合方法所得的融合图像进行了客观的、有效的、合理的评价与分析，认为基于小波变换的图像融合方法在本文研究的所有方法中是最优的。

6 总结与展望

6.1 总结

多模态医学图像融合是指将图像融合技术应用于医学影像，即将来源于不同医学成像设备的医学图像，经过一系列变换处理，得到包含有目标对象更多信息的新的医学图像。

随着医学影像学和计算机技术的迅速发展，多种先进的医学成像设备为临床诊断提供了多种模态的医学影像信息。不同模态的医学图像能够显示人体脏器和病变组织不同特性的信息。多模态医学图像融合能够将来源于不同医学成像设备的医学图像，经过融合处理，得到新的包含有更多信息的医学图像，为临床诊断提供更为丰富病理信息。

本文的重点就是对多模态医学图像融合的融合方法进行了探讨，着重讨论了基于传统塔式变换和基于小波变换技术的融合方法，并建立一个较完善的医学图像融合评价体系。

首先，本文讨论了图像融合的必要基础——图像配准。我们采用刚性变换对浮动图进行几何变换，采用双线性插值方法对浮动图像经过刚性变换后不在整数处的像素进行插值运算，采用归一化互信息熵相关系数 EEC 作为图像配准的相似性测度，得到后续融合研究所需的达到配准精度的医学图像，为后期的融合研究工作打下了良好的基础。

其次，本文重点分析了高斯金字塔、拉普拉斯金字塔、对比度金字塔、梯度金字塔和小波金字塔在图像分解与重构中的原理及其融合算法。在传统的融合算子基础之上，本文利用了基于区域特性量测的选择及加权融合算子在基于小波变换的图像融合实验中取得了良好的融合效果，对 CT 和 MR 的脑部肿瘤图像和脑部解剖图像进行融合。

同时，本文建立了较完善的医学图像融合评价体系，采用熵、交叉熵、互信息、均值和标准差等五种参量对本文所有的融合实验结果进行了综合的评价和分析，通

过视觉判断和客观评价，我们能够得到一致结论，认为基于小波变换的医学图像融合技术从融合图像的质量和视觉效果上来说，都是最优的。

6.2 展望

本文的工作是基于多分辨技术的多模态医学图像融合的研究、图像融合评价体系的建立及其软件实现。

在本文的基础上，接下来可以从三个方法开展工作：

- 1) 本文在图像融合方面的研究仅仅属于像素级，更高级别的融合如特征级融合和决策级融合还有很多工作可以深入地去展开研究，神经网络等智能方法也值得尝试。
- 2) 在基于小波变换的图像融合方法中，仍然有许多工作可以去思考，例如使用不同小波基来进行图像分解以及图像序列的小波系数的融合规则还需进行更深入更广泛的探讨和实验等。
- 3) 本文开发的“多模态医学图像融合软件系统”在应用到实际的工作中，如人机界面上、图像的可视化以及功能等方面需要进行更进一步地完善。。

致 谢

在硕士研究生期间的三年当中，不仅学到了许多科学知识，更加学到了许多做人的道理。这些都直接或间接的受益于老师和同学。值此撰写硕士论文之际，向各位表示衷心的感谢。

首先，特别感谢我的导师林家瑞教授。我的成绩的取得，与他的悉心指导和谆谆教诲是分不开的。林家瑞老师渊博的学识、严谨的治学态度、正直的为人作风和平易近人的处世风范给我留下了难以磨灭的印象，这些将使我终生受用，是我人生的一笔巨大财富。在此，真诚的感谢导师和师母，祝二位身体健康，万事如意。

感谢生物医学工程信息与控制研究所的老师 and 同学们给予的无私帮助。感谢原芸老师、黄敏老师、兰同汉博士后等各位老师的悉心指导，感谢顾滨博士、成波博士、曾竞硕士等师兄师姐对我的无私帮助，同时，感谢杨林、陈颖萍、袁卉君以及李谦、柯颖、陈先强、柳勇、黄曦、张剑英、徐宝山、孔亮、刘启翎、陈莉、李庆鹏等硕士的帮助与支持。

特别感谢我的父母，是他们为我提供了物质和精神上的支持，给了我坚实的后盾，让我在学校顺利完成我的学业。

最后，感谢在校期间所有关心和帮助过我的朋友们，他们是我永远的财富。

参考文献

- [1] 李伟. 医学图像融合技术及其应用. 中国医学影像技术, 2005,21(7): 1126~1128
- [2] 倪国强. 多波段图像融合算法研究及其新发展(1). 光电子技术与信息, 2001,14(5):11~17
- [3] Amaintz J B, Viergever M A. A Survey of medical registration. Med Image Anal, 1998, 2(1): 1~36
- [4] 吴疆,张泾周,张佳. 医学图像融合方法研究. 中国医疗器械杂志 2005 ,29(6) : 435~438
- [5] 魏建明,张建国. 医学图像信息融合技术的研究进展. 中国医疗器械杂志, 2005, 29(4) : 235~237
- [6] Pelizzari CA. Image processing in stereo tactic planning. Volume Visualization and Image Registration. Med Dosim, 1996, 23(3): 137~144
- [7] Lewis PJ, Siegel A, Siegel A M, et al. Does performing image registration and subtraction in ictal brain SPECT help localize neocortical seizures. Nucl Med, 2000, 41(10): 216~229
- [8] 文明. 医学图像融合技术及其临床应用价值. 中国医学影像学杂志, 2005, 13(3): 223~224
- [9] Hill DL. Medical image registration. Phys Med Bio, 2001, 46(4): 447~453
- [10] Rubinstein R, Karger H, Pietrzyk U, et al. Use of 201 Tl thallium brain SPECT, image registration, and semi-quantitative analysis in the follow up of brain tumors. Eur Radio, 1996, 21(3): 188~196
- [11] Li H Y, Deklerck R, Decuyper B, et al. Object recognition in brain CT scans: based fusion of data from multiple feature extractors. IEEE Trans Med Imaging, 1995, 14(2): 119~127
- [12] Magnani P, Carretta A, Rizzo G, et al. FDG/ PET and spiral CT image fusion for

medistinal lymph node assessment of non-small cell lung cancer patients. Cardiovasc Surg (Torino), 1999, 40 (5): 741~759.

[13] Wong STC, Knowlton R C, Hankins R A, et al. Multi-modal image fusion for non-invasive epilepsy surgery planning. IEEE Computer Graphics and Applications, 1999, 16(1): 30~38

[14] Pinz A, Bartl R. Information fusion in image understanding. IEEE Trans Med Imaging, 2001, 12(4): 234~255

[15] 罗述谦. 医学图像配准技术. 国外医学生物医学工程分册, 1999, 22(1): 128.

[16] Woods R P, Mazziotta J C, Cherry S R. MRI-PET registration with automated algorithm. Journal of Computer Assisted Tomography. 1993, 17(4):536-546

[17] Collignon A, Maes F, Delaere D, et al. Automated multi-modality image registration based on information theory. In: Bizais Y, Barillot C, Di Paola R eds. Information Processing in Medical Imaging. 1995. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1995. 263~274

[18] Viola P, Wells WM. Alignment by maximization of mutual information. In: Grimson E, Shafer S, Blake A, Sugihara K eds. International Conference on Computer Vision. 1995. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Science Press, 1995. 16~23

[19] Wells W M, Viola P, Atsumi H, et al. Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. Medical Image Analysis, 1996, 1(1):35~51

[20] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2):187~198

[21] Rangarajan A, Chui H, Duncan JS. Rigid point feature registration using mutual information. Medical Image Analysis, 1999, 3(4):425~440

[22] 章毓晋. 图像工程(上册)图像处理和分析, 北京: 清华大学出版社, 1999

[23] 陈宝林. 最优化理论与算法, 北京: 清华大学出版社, 1989:334~431

[24] 杨虎, 马斌荣, 任海萍等. 基于互信息的人脑图像配准研究. 中国医学物理学杂志, 2001, 18(2):69~71

[25] 玉振明, 高飞. 基于金字塔方法的图像融合原理及性能评价. 计算机应用研究, 2004, 10:128

- [26] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion. IEEE 4th International Conf on Computer Vision, 1993, 4:173~182
- [27] 倪国强. 多波段图像融合算法研究及其新发展 (). 光电子技术与信息, 2001,14(6):1~6
- [28] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Transaction on Communications, 1983,31(4):532~540
- [29] Toet A, Van Ruyven L J, Valetton J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid, Optical Engineering, 1989,28(7):789~792
- [30] 刘贵喜, 赵曙光, 杨万海. 基于梯度塔形分解的多传感器图像融合. 光电子激光, 2001,12(3):293~296
- [31] 晁锐, 张科, 李言俊. 像素级多分辨图像融合技术概述. 系统工程与电子技术, 2004,26(1):138~139
- [32] 李建平. 小波分析与信号处理——理论、应用及软件实现, 重庆: 重庆出版社, 1997
- [33] 姚天任, 孙洪. 现代数字信号处理, 武汉: 华中理工大学出版社, 1999.
- [34] 李世雄. 小波变换及其应用, 北京: 高等教育出版社, 1997.
- [35] 文成林等. 多尺度估计理论及其应用, 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [36] 陶观群, 李大鹏, 陆光华. 基于小波变换的不同融合规则的图像融合研究. 红外与激光工程, 2003,32(2):173~177.
- [37] 王蓉, 柴玉华, 高立群. 图像融合技术及融合效果评价的研究. 农机化研究, 2006, (1): 87~89
- [38] 边辉, 严卫东, 张平. 多源遥感图像融合效果评价研究. 电脑开发与应用, 2005, 18(15): 6~8
- [39] 林卉, 杜培军, 张莲蓬. 基于小波变换的影响融合算法. 矿业研究与开发, 2005, 25(2): 48~52
- [40] 吴樊, 王超, 张卫国. 机载综合孔径辐射计图像和光学图像融合及评价. 遥感技术与应用, 2005, 20(4): 425~428
- [41] 李树涛, 王耀南. 基于树状小波分解的多传感器图像融合. 红外与毫米学报.

2001, 20(3):219~222

[42] 刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价. 自动化学报. 2002, 28(6):930-931

[43] Deepu Rajan. Data fusion techniques for super-resolution imaging. Information Fusion. 2002, 16(3):31-32

[44] 阳方林, 郭红阳, 杨风暴. 像素级图像融合效果的评价方法研究. 测试技术学报. 2002, 16(4):277

[45] Wald L, Ranchin T, Mangolinim. Fusion of satellite Image of Different Spatial Resolutions; Assessing the Quality of Resulting Image. Photogram metric Engineering and Remote Sensing. 1997, 63(3):691-699

附 录

硕士期间发表论文：

谈泉，林家瑞. 多模态医学图像融合技术的研究与进展. 国际生物医学工程.

（已录用）

谈泉，林家瑞. 基于小波变换的脑部肿瘤图像融合的实现. 北京生物医学工程. （已录用）