

# 基于多尺度变换的图像融合综合实验平台设计与实现

张雄美<sup>1</sup>, 张欧亚<sup>2</sup>

(1. 中山大学 人工智能学院, 广东 珠海 519000;

2. 广州商学院 信息技术与工程学院, 广州 511363)

**摘要:** 将图像融合技术引入实践教学, 设计并实现了一套基于多尺度变换的图像融合综合实验平台; 该实验平台由图像输入、多尺度变换、融合规则选择和结果展示 4 个软件模块组成, 可直观地显示不同多尺度变换方法和不同融合规则对于融合结果的影响, 并通过客观评价指标定量分析融合图像质量; 通过可视化操作界面、模块化代码实现与多维评价体系, 帮助学生掌握多尺度融合的核心原理与算法实现; 该平台可应用于数字图像处理、医学图像处理和计算机视觉等多门课程的实验教学及科研训练中, 能有效提升学生的算法实现能力与科研思维。

**关键词:** 图像融合; 多尺度变换; 融合规则; 融合评价; 数字图像处理; 实验教学

## Design and Implementation of a Comprehensive Experimental Platform for Image Fusion Based on Multi-scale Transform

ZHANG Xiongmei<sup>1</sup>, ZHANG Ouya<sup>2</sup>

(1. School of Artificial Intelligence, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519000, China;

2. School of Information Technology and Engineering, Guangzhou College of Commerce, Guangzhou 511363, China)

**Abstract:** Introducing image fusion technology into practical teaching, a comprehensive experimental platform for image fusion based on multi-scale transform was designed and implemented. The platform consists of four modules: image input, multi-scale transform, fusion rule selection, and result display. It visually demonstrates the impact of different multi-scale transform methods and fusion rules on fusion results, while quantitatively analyzing the quality of fused images through objective evaluation metrics. With a visual interface, modular implementation, and a multi-dimensional evaluation system, the platform helps students master the core principles and algorithm implementation of multi-scale fusion. It can be applied to experimental teaching and research training in courses such as digital image processing, medical image processing, and computer vision, effectively enhancing students' algorithm implementation capabilities and scientific research thinking.

**Keywords:** image fusion; multi-scale transform; fusion rule; fusion evaluation; digital image processing; experimental teaching

## 0 引言

图像融合技术通过整合多传感器、多视角或多时间序列的图像数据, 生成一幅高信息密度的综合性图

像, 以克服单幅图像的局限性, 为后续的场景分析、目标检测和决策判断等任务提供更全面、更精确的信息支撑<sup>[1-3]</sup>。在军事侦察领域, 融合红外与可见光图像可实现全天候目标追踪, 解决复杂环境下的探测盲区

收稿日期:2025-09-30; 修回日期:2025-11-17。

基金项目:2021 年度广东省重点建设学科科研能力提升项目(2021ZDJS120)。

作者简介:张雄美(1983-),女,博士,实验师。

张欧亚(1971-),男,博士,副教授。

引用格式:张雄美,张欧亚. 基于多尺度变换的图像融合综合实验平台设计与实现[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(2):275-281.

问题；在安防监控中，多视角图像融合能扩大监控覆盖范围，提升异常事件识别的准确性；在医学诊断中，计算机断层扫描（CT, computed tomography）图像能清晰呈现人体不同组织间的密度差异，磁共振成像（MRI, magnetic resonance imaging）图像能清晰显示软组织细节差异，多模态医学图像融合已成为病灶精准定位、病情分级评估的核心技术，直接影响临床诊疗的准确性<sup>[4-5]</sup>。

作为多源信息协同处理的关键技术，图像融合在数字图像处理、医学图像处理和计算机视觉等课程中均具有重要地位。在数字图像处理课程中，图像融合是突破单一图像信息局限、提升图像质量的核心方法；在医学图像处理中，通过融合多模态数据，构建多维诊断依据，已成为精准诊疗的重要支撑技术；而在计算机视觉中，跨模态图像融合是提升目标检测鲁棒性、实现三维重建的重要途径。三门课程均将图像融合作为突破单源信息壁垒、构建高阶视觉认知的核心技术环节。

在众多的图像融合技术中，多尺度变换凭借其独特的优势，成为了其中的佼佼者。通过多尺度变换，可将源图像分解为不同尺度的子带图像，然后对不同尺度的子带图像进行针对性的处理和融合，最后再对融合后的子带图像进行重构，从而得到一幅高质量的融合图像<sup>[6]</sup>。然而，现有研究多聚焦于融合算法的性能优化，缺乏面向教学实践的体系化设计，在相关课程的实验教学存在显著短板：

1) 现有实验设计多聚焦于单一算法的验证，缺乏多方法、多参数、多规则的对比体系，学生难以直观理解不同技术方案的优劣；

2) 实验平台多为固定流程化设计，参数调节灵活性不足，无法支撑学生自主探索算法核心特性；

3) 理论教学与实践操作脱节，学生对多尺度变换的参数影响、融合规则的适配逻辑等关键知识点理解流于表面，难以形成“理论—实践—创新”的能力闭环<sup>[7-9]</sup>。

上述现状与新工科建设中对创新型工程人才的培养要求相悖，亟需构建一套体系化、可视化、可扩展的实验教学平台，弥补现有课程实验设计的不足。

针对上述问题，设计并实现了一套基于多尺度变换的图像融合综合实验平台。该平台以 Matlab 为开发环境，构建涵盖图像多尺度分解与重构、融合规则设计、融合结果多维评价的全流程实验框架，通过整合主流多尺度变换方法与融合规则，设计模块化、可视化的交互界面，为学生提供自主探索、对比分析、创新实践的实验环境，帮助学生深入理解多尺度图像融合的核心原理与算法实现逻辑，同时为多门相关课程的实验教学与科研训练提供支撑。

## 1 多尺度图像融合原理

多尺度图像融合的核心逻辑是模拟人类视觉系统对不同尺度信息的感知机制，通过多尺度分解将源图像的低频近似信息与高频细节信息分离，再针对不同类型的信息设计适配的融合规则，最终通过重构生成兼顾全局信息与局部细节的融合图像<sup>[10]</sup>。其基本流程为：首先，对待融合的源图像分别进行多尺度分解，得到各自的多尺度子带图像序列；然后，根据低频和高频子带图像的特性，采用不同的融合规则进行融合处理，得到融合后的多尺度子带图像序列；最后，通过多尺度重构得到融合图像，并结合主观视觉评估与客观评价指标对融合结果进行综合评价。

### 1.1 多尺度变换方法

多尺度变换是实现图像多尺度分解与重构的核心技术，其性能直接决定融合图像的质量。本平台选取两种主流且特性互补的多尺度变换方法——离散小波变换（DWT, discrete wavelet transform）与非下采样轮廓波变换（NSCT, nonsubsampling contourlet transform），通过对比实验帮助学生理解不同变换方法的原理与适用场景。

#### 1.1.1 离散小波变换

DWT 的核心思想是通过一组正交的低通滤波器与高通滤波器，将图像信号分解为不同尺度、不同频率的子带分量<sup>[11]</sup>。图 1 给出了 2 层 DWT 的分解过程：首先对原始图像进行一级分解，通过低通滤波器保留图像的低频近似信息，生成低频子带（ $LL_1$ ）；通过高通滤波器提取图像的高频细节信息，生成水平（ $HL_1$ ）、垂直（ $LH_1$ ）和对角（ $HH_1$ ）3 个方向的高频子带；二级分解则以一级分解得到的低频子带（ $LL_1$ ）为输入，重复上述滤波过程，生成低频近似子带（ $LL_2$ ）和 3 个高频细节子带（ $HL_2$ 、 $LH_2$ 、 $HH_2$ ），以此类推可实现多级分解。

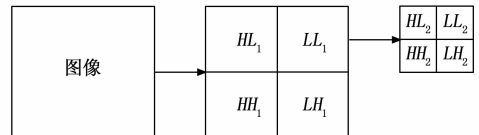


图 1 图像 2 层 DWT 分解示意图

不同小波基的选择对 DWT 的分解效果与融合质量具有显著影响，平台选取常用的 5 种小波基（haar、db1、db2、coif1、sym2），其特性与适用场景如下：

haar 小波：是最简单的正交小波，计算复杂度低，分解速度快，适合快速验证实验，但对图像细节的平滑性保留不足，适用于入门级实验教学。

db1 小波：与 haar 小波完全等价，是 db 系列小波

的基础, 具有正交性与紧支撑性, 适用于对图像进行快速粗分解。

db2 小波: db 系列小波中应用广泛的类型, 相较于 haar 小波具有更好的平滑性, 能有效保留图像边缘细节, 适用于对细节保留要求较高的融合场景。

coif1 小波: 具有对称性与正交性, 重构误差小, 能减少分解与重构过程中的图像失真, 适用于对融合图像保真度要求较高的场景。

sym2 小波: 对称性与紧支撑性兼具, 对图像奇异性的检测能力较强, 适用于需要突出细节特征的融合场景。

### 1.1.2 非下采样轮廓波变换

NSCT 是在轮廓波变换 (Contourlet Transform) 基础上改进而来的多尺度变换方法。通过引入非下采样策略, 在保留轮廓波变换多尺度、多方向表征优势的同时, 有效克服了其平移敏感性问题<sup>[12-13]</sup>。NSCT 由非下采样的塔式滤波器 (NSP, nonsubsampling pyramid) 和非下采样的方向滤波器组 (NSDFB, nonsubsampling directional filter bank) 组成, 其中前者实现多尺度分解, 后者实现多方向分解, 如图 2 所示。

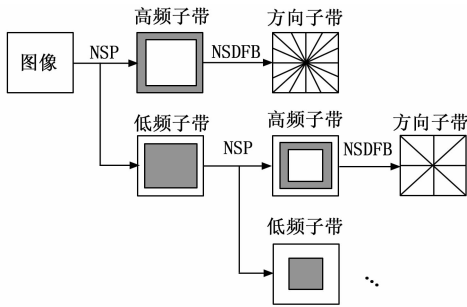


图 2 图像 NSCT 分解示意图

#### 1) 多尺度分解:

通过 NSP 对原始图像进行迭代分解, 每次分解将图像分为反映全局轮廓的低频子带和体现细节信息的高频子带。NSP 的分解过程可描述为:

$$L_{k+1} = H_0 * L_k \quad (1)$$

$$H_{k+1} = H_1 * L_k \quad (2)$$

式中,  $L_k$  为第  $k$  层的低频子带 ( $k=0$  时为原始图像),  $H_{k+1}$  为第  $k+1$  层的高频子带,  $H_0$  为非下采样低通滤波器,  $H_1$  为非下采样高通滤波器,  $*$  为二维卷积操作。由于未进行下采样, 每次分解后子带图像的尺寸与输入图像完全一致。

#### 2) 多方向分解:

对每层分解得到的高频子带, 通过 NSDFB 进行方向细分, 将高频细节信息分解为多个方向子带 (如 8 个方向、16 个方向)。NSDFB 的方向分解通过滤波器组

的组卷积实现, 其数学表达式为:

$$D_k^d = F_d * H_k \quad (3)$$

式中,  $D_k^d$  为第  $k$  层高频子带的第  $d$  个方向子带,  $F_d$  为第  $d$  个方向的滤波器。

NSP 在分解过程中完全避免了下采样操作, 确保各子带与原始图像具有相同的空间分辨率, 从而消除了因采样导致的平移敏感性; 而 NSDFB 在方向分解中同样采用非下采样结构, 进一步稳定了方向特征的提取。这种无下采样设计和冗余性使得 NSCT 对输入图像的平移变化具有鲁棒性, 能够有效地保留图像的几何结构, 避免了传统多尺度变换中因采样引发的“吉布斯效应”。

## 1.2 融合规则

融合规则是决定多尺度图像融合效果的关键, 其核心是根据各子带图像的信息特性, 设计合理的权重分配策略, 实现源图像信息的最优整合。平台整合了两类主流融合规则——基于像素的融合规则和基于区域的融合规则<sup>[10]</sup>, 分别适用于不同信息特性的子带图像, 且支持低频子带与高频子带的差异化选择, 帮助学生理解融合规则与子带特性的适配逻辑。

### 1.2.1 基于像素的融合规则

基于像素的融合规则直接对多尺度子带中对应位置的像素值进行运算, 具有计算简单、实时性强的特点, 适用于信息分布相对均匀的子带图像, 其核心类型及适用场景如下:

#### 1) 均值法:

通过计算对应像素值的平均值得到融合像素值, 其公式如下:

$$F(i, j) = 0.5 * A(i, j) + 0.5 * B(i, j) \quad (4)$$

式中,  $A$ 、 $B$  为输入图像,  $F$  为融合图像,  $(i, j)$  为像素点的位置,  $A(i, j)$ 、 $B(i, j)$  和  $F(i, j)$  分别表示图像  $A$ 、 $B$  和  $F$  在  $(i, j)$  处的像素值。该规则能平滑图像噪声, 避免融合结果的灰度突变, 适用于灰度分布均匀、噪声较少的图像, 但会降低图像的对比度, 导致细节信息弱化。

#### 2) 绝对值选大法:

选择绝对值较大的像素值作为融合结果, 其公式如下:

$$F(i, j) = \begin{cases} A(i, j) & |A(i, j)| \geq |B(i, j)| \\ B(i, j) & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

该规则能有效保留图像中的亮部显著特征, 在边缘细节保留方面的性能优于均值法, 适用于需要突出显著目标的融合场景。

#### 3) 绝对值选小法 $L$ :

选择绝对值较小的像素值作为融合结果, 其公式

如下：

$$F(i, j) = \begin{cases} A(i, j) & | A(i, j) \leq B(i, j) | \\ B(i, j) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

该规则能有效保留图像中的暗部细节，能避免亮部信息对暗部细节的掩盖，适用于暗部细节具有重要价值的融合场景。

### 1.2.2 基于区域的融合规则

基于区域的融合规则以像素点为中心的滑动窗口为处理单元，通过计算窗口内的统计量（如方差、相关系数等）来动态选择融合系数，能有效克服基于像素规则对噪声敏感的缺陷，适用于细节丰富、噪声较多的子带图像。平台以方差为统计量，基于区域的融合规则为：

步骤 1：计算以  $(i, j)$  为中心、大小为  $m \times m$  的窗口区域  $w$  的方差  $V(i, j)$ ：

$$V(i, j) = \frac{1}{m^2} \sum_{k=-\lfloor m/2 \rfloor}^{\lfloor m/2 \rfloor} \sum_{l=-\lfloor m/2 \rfloor}^{\lfloor m/2 \rfloor} [w(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2 \quad (7)$$

$$\mu(i, j) = \frac{1}{m^2} \sum_{k=-\lfloor m/2 \rfloor}^{\lfloor m/2 \rfloor} \sum_{l=-\lfloor m/2 \rfloor}^{\lfloor m/2 \rfloor} w(i+k, j+l) \quad (8)$$

式中， $\mu(i, j)$  为图像在窗口区域  $w$  内的均值。

步骤 2：根据方差选择融合系数

$$F(i, j) = \begin{cases} A(i, j) & V_A(i, j) \geq V_B(i, j) \\ B(i, j) & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中， $V_A(i, j)$ 、 $V_B(i, j)$  分别表示图像 A 和图像 B 在  $(i, j)$  处的方差， $F(i, j)$  为融合图像在  $(i, j)$  处的值。

不同窗口尺寸的适用场景存在差异： $3 \times 3$  窗口尺寸小，能精准捕捉局部细节，适用于细节分布密集的图像； $5 \times 5$  窗口能平衡细节捕捉与噪声抑制，适用于中等噪声水平的图像； $7 \times 7$  窗口尺寸大，噪声抑制能力强，但细节捕捉精度略低，适用于高噪声图像。

### 1.3 融合评价指标

融合评价指标是量化融合图像质量的核心工具，需兼顾信息保留程度、结构相似性、清晰度等多个维度。平台选取 5 种主流且物理意义明确的客观评价指标，结合主观视觉评估，构建多维评价体系，帮助学生全面理解融合结果的优劣。

#### 1) 信息熵：

信息熵 (IE, information entropy) 用于量化融合图像的统计不确定性，其值越大表明图像包含的信息量越多<sup>[14]</sup>。对于灰度级数为  $L$  的图像，IE 定义为：

$$IE = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i) \quad (10)$$

式中， $p(i)$  为灰度级  $i$  出现的概率。

#### 2) 互信息：

互信息 (MI, mutual information) 反映了融合图像从源图像中获取的有效信息量<sup>[15]</sup>。图像 A 和图像 F

的 MI 定义为：

$$MI(A, F) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{A,F}(i, j) \log_2 \frac{p_{A,F}(i, j)}{p_A(i) p_F(j)} \quad (11)$$

式中， $p_{A,F}(i, j)$  为图像 A 和图像 F 的联合概率分布， $p_A(i)$ 、 $p_F(j)$  分别为图像 A 和图像 F 的边缘概率分布。给定源图像 A、B 和融合图像 F，其 MI 指标定义为：

$$MI(A, B, F) = MI(A, F) + MI(B, F) \quad (12)$$

#### 3) 空间频率：

空间频率 (SF, spatial frequency) 反映了图像的灰度变化率<sup>[16]</sup>，其定义为：

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (13)$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N-1} [F(i, j) - F(i, j+1)]^2} \quad (14)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^N [F(i, j) - F(i+1, j)]^2} \quad (15)$$

式中， $M$  和  $N$  为图像尺寸， $F(i, j)$  表示图像  $F$  在  $(i, j)$  处的灰度值。

#### 4) 平均梯度：

平均梯度 (AG, average gradient) 用于量化图像微小细节的反差及纹理变化，反映了图像的清晰度，具体定义如下：

$$AG = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[\Delta_x F(i, j)]^2 + [\Delta_y F(i, j)]^2}{2}} \quad (16)$$

式中， $\Delta_x F(i, j) = F(i, j) - F(i+1, j)$ ， $\Delta_y F(i, j) = F(i, j) - F(i, j+1)$ 。融合图像的 AG 值越大，表明图像中边缘、纹理等细节信息保留越完整，融合质量越好。

#### 5) 结构相似性度量：

结构相似性度量 (SSIM, structural similarity index measure) 通过模拟人类视觉系统的多通道特性，综合衡量了图像的亮度相似性、对比度相似性和结构相似性三方面信息<sup>[17-18]</sup>。图像 A 和图像 F 的 SSIM 定义为：

$$SSIM(A, F) = \frac{2\mu_A \mu_F}{\mu_A^2 + \mu_F^2} \times \frac{2\sigma_A \sigma_F}{\sigma_A^2 + \sigma_F^2} \times \frac{\sigma_{AF}}{\sigma_A \sigma_F} \quad (17)$$

式中， $\mu_A$ 、 $\sigma_A$  和  $\mu_F$ 、 $\sigma_F$  分别为图像 A 和图像 F 的均值和标准差， $\sigma_{AF}$  为图像 A 和 F 的协方差。给定源图像 A、B 和融合图像 F，其 SSIM 指标定义为：

$$SSIM(A, B, F) = \frac{SSIM(A, F) + SSIM(B, F)}{2} \quad (18)$$

## 2 平台的设计与实现

实验平台以 Matlab R2024a 为开发环境，充分利用

其强大的数值计算、图像处理与可视化编程功能, 构建涵盖图像输入、多尺度变换、融合规则选择、结果展示的全流程实验框架。平台采用模块化设计理念, 各模块既相互独立又协同联动, 支持参数灵活调节、结果实时展示与数据导出, 满足实验教学与科研训练的双重需求。

## 2.1 平台总体架构

平台由4个功能模块组成, 总体架构遵循“预处理—分解—融合—评价”的核心流程, 具体流程如图3所示。

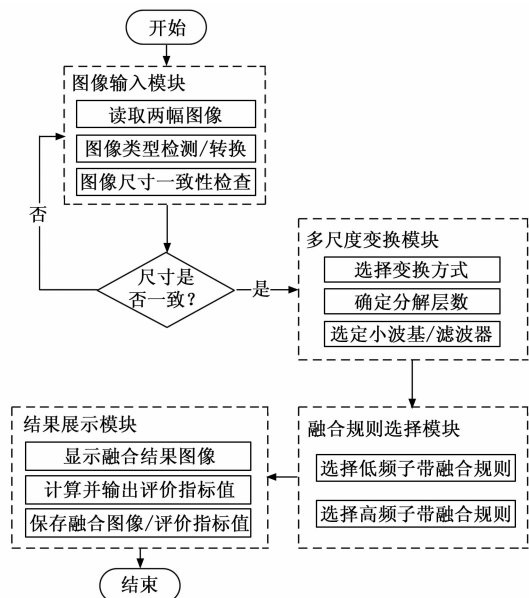


图3 平台工作流程图

1) 图像输入模块。该模块负责读取两幅参与融合的图像并进行预处理操作, 如图像类型检测与转换、图像尺寸一致性检查等。

2) 多尺度变换模块。该模块选用 DWT 和 NSCT 两种方法对图像进行多尺度分解。在 DWT 中, 可选择分解层数 (2、3、4、5) 和小波基 (haar、db1、db2、coif1 和 sym2); 在 NSCT 中, 可选择分解层数 (2、3、4、5)、塔式滤波器 (maxflat、9-7、pyr 和 pyrexc) 和方向滤波器 (dmaxflat7、haar、vk 和 ko)。

3) 融合规则选择模块。该模块包含了基于像素的融合规则和基于区域的融合规则, 其中前者包含绝对值选大法 (max)、绝对值选小法 (min) 和均值法 (mean), 后者包含  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$  和  $7 \times 7$  三种尺寸的窗口, 窗口内以方差为统计量。对于低频子带和高频子带, 可选择不同的融合规则进行融合处理。

4) 结果展示模块。该模块负责展示融合图像, 并提供信息熵、互信息、空间频率、SSIM 和平均梯度等 5 种评价指标的计算结果。为了便于比较, 对评价结果

进行了归一化。同时, 可通过“保存融合图像”按钮将融合图像保存到指定位置, 可通过“保存评价结果”按钮将 5 种评价指标的结果保存到指定的 excel 表格中, 便于后续的分析比较。

## 2.2 平台操作界面设计

平台的操作界面采用 Matlab App Designer 开发, 遵循“简洁直观、操作便捷”的设计原则, 将功能模块与操作控件进行合理布局, 分为源图像读取区、参数设置区、融合结果展示区、评价指标显示区与功能按钮区 5 个部分, 具体布局如图 4 所示。



图4 实验平台界面

1) 源图像读取区。该区包含“读取源图像1”与“读取源图像2”两个按钮, 支持本地图像文件的选择与加载, 加载后自动显示源图像缩略图, 便于用户确认图像正确性。

2) 参数设置区。该区分为多尺度变换参数与融合规则参数两部分。多尺度变换参数支持 DWT 与 NSCT 的切换, DWT 参数包含分解层数下拉框与小波基下拉框, NSCT 参数包含分解层数下拉框、塔式滤波器下拉框与方向滤波器下拉框; 融合规则分为低频子带与高频子带, 各自支持基于像素与基于区域的规则选择, 基于区域的规则可进一步选择窗口尺寸。

3) 融合结果展示区。该区实时显示融合后的图像, 支持图像的缩放查看, 便于用户观察细节信息。

4) 评价指标显示区。该区以文本框形式显示 5 种评价指标的归一化数值, 指标名称与数值一一对应, 清晰直观。

5) 功能按钮区。该区包含“执行融合”、“保存融合图像”、“保存评价结果”和“退出”4 个按钮, 点击“执行融合”后平台自动完成分解、融合、重构与评价的全流程, 操作高效便捷。

## 3 平台的实测效果

为验证平台的实用性与有效性, 选取如图 5 所示的

两类典型图像（多聚焦图像与 CT 和 MRI 医学图像）进行融合实验，通过对比不同多尺度变换方法和参数设置对融合结果的影响，展示平台的实验教学价值。

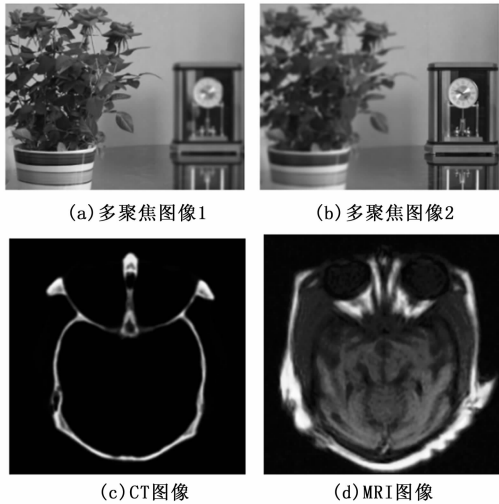


图 5 源图像

### 3.1 不同多尺度变换方法的融合效果对比

为了比较 DWT 与 NSCT 两种多尺度变换方法的融合效果，分析两种方法的优劣势与适用场景，分别对两组图像进行融合实验，具体实验参数设置如下：分解层数均为 3 层，DWT 选用 db2 小波基，NSCT 选用 max-flat 塔式滤波器与 dmaxflat7 方向滤波器，低频子带融合规则均为绝对值选大法，高频子带融合规则均为  $3 \times 3$  窗口的区域融合规则。具体结果如图 6 和图 7 所示。

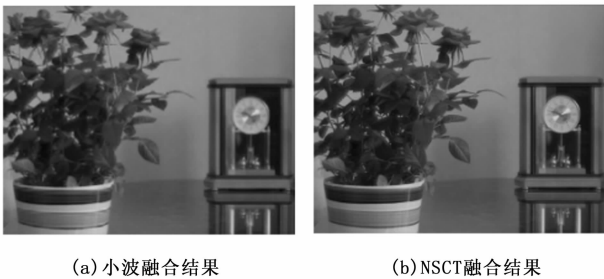


图 6 多聚焦图像融合结果

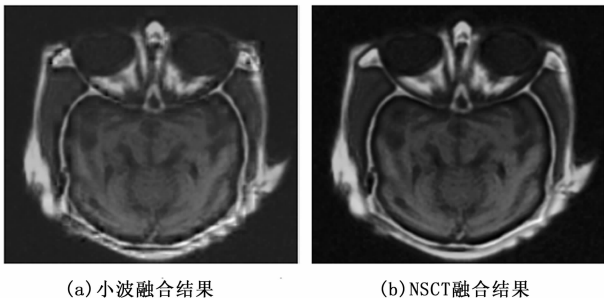


图 7 医学图像融合结果

从图中可以看出，对于多聚焦图像，DWT 方法能

基本保留远近物体的轮廓信息，但边缘细节存在轻微模糊；NSCT 方法远近物体的细节保留更完整，边缘纹理的连续性与清晰度显著优于 DWT。对于医学图像，DWT 方法能区分人体解剖结构与软组织轮廓，但边缘的清晰度不足；NSCT 方法则显著提升了边缘的清晰度，解剖结构与软组织的边界更明确。这是由于 DWT 仅能分解出水平、垂直和对角 3 个方向的高频子带，对多方向纹理细节的表征能力有限；而 NSCT 可将高频子带分解为多个方向，能更精准地捕获图像中不同方向的纹理细节，因此融合效果更优。

### 3.2 实验数据导出与分析

平台支持将融合参数与评价指标导出至 Excel 表格，便于学生进行批量实验与对比分析。以医学图像为例，不同融合方案的实验数据见表 1。表格清晰记录了分解层数、小波基、融合规则及 5 种评价指标值，学生可通过数据对比直观发现不同融合规则、不同参数设置时的结果差异，帮助学生形成“参数—规则—效果”的关联认知。

表 1 医学图像应用不同小波变换和不同融合策略时的融合结果

层数	小波基	低频融合规则	高频融合规则	信息熵	互信息	空间频率	SSIM	平均梯度
2	haar	max	max	0.730 5	0.482 8	0.034 7	0.471 8	0.024 0
3	db2	max	mean	0.823 5	0.250 1	0.028 6	0.457 7	0.022 7
4	coif1	mean	3	0.737 7	0.170 2	0.025 7	0.284 4	0.019 4
5	db1	3	max	0.773 7	0.292 5	0.029 2	0.324 1	0.020 3

## 4 平台的应用

### 4.1 课程实验教学应用

平台可应用于数字图像处理、医学图像处理和计算机视觉等多门课程的实验教学，针对不同课程的教学重点设计差异化实验项目。

在数字图像处理课程中，可设计“多尺度变换原理验证实验”和“融合规则对比实验”，让学生通过调节 DWT 的分解层数与小波基，观察子带图像的变化，理解多尺度分解的核心逻辑；通过对比不同融合规则的融合结果，掌握图像信息整合的基本方法。

在医学图像处理课程中，可设计“多模态医学图像融合实验”，让学生融合 CT 与 MRI 图像，观察不同多尺度变换方法对病灶细节的保留效果，理解多模态图像融合的临床应用价值，建立“技术—临床”的关联认知。

在计算机视觉课程中，可设计“跨模态图像融合实验”，让学生融合红外与可见光图像，分析不同融合规则对目标显著性的影响，为后续目标检测、场景理解等任务奠定基础。

## 4.2 科研训练应用

平台的模块化设计与可扩展性为学生的科研训练提供了有力支撑。

在算法优化训练方面,学生可在现有模块基础上扩展新的多尺度变换方法(如非下采样剪切波变换)或融合规则(如基于深度学习的融合规则),对比新算法与传统算法的性能差异,培养算法优化能力。

在应用场景定制方面,针对特定应用场景(如遥感图像融合、安防监控图像融合),学生可调整平台参数、优化融合策略,设计定制化融合方案,培养解决实际工程问题的能力。

在数据驱动研究方面,平台支持批量实验与数据导出,学生可通过大量实验数据统计分析不同参数、规则对融合效果的影响规律,形成数据驱动的研究思维。

## 5 结束语

设计并实现了一套基于多尺度变换的图像融合综合实验平台,以 Matlab 为开发环境,整合了 DWT 与 NSCT 两种多尺度变换方法,涵盖基于像素与基于区域的两类融合规则,构建了包含信息熵、互信息、SSIM 等多维评价体系。平台采用模块化、可视化的设计理念,支持参数灵活调节、结果实时展示与数据导出,可满足数字图像处理、医学图像处理和计算机视觉等多门课程的实验教学与科研训练需求。

通过实测验证,平台能有效展示不同多尺度变换方法、参数设置等对融合结果的影响,帮助学生深度理解多尺度图像融合的核心原理与算法实现逻辑,同时培养学生的实验设计能力、数据分析能力与创新实践能力。后续将进一步扩展平台功能,增加深度学习融合算法模块,丰富图像类型支持,提升平台的通用性与先进性,为新工科背景下的创新型人才培养提供更有力的支撑。

### 参考文献:

[1] 沈瑜,强振凯,魏子易,等. 基于深度学习的红外与可见光图像融合综述:发展与展望[J]. 控制与决策, 2025, 40(6): 1793-1806.

[2] 徐丹萍,王海梅. 基于双边滤波和 NSST 的红外与可见光图像融合[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(4): 201-204.

[3] 张倩楠,王蒙. 基于条件可逆神经网络的多模态医学图像融合[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1): 147-154.

[4] 刘文强,姜迈,乔顺利,等. 面向双模态夜视图像的混合尺度融合算法[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(5): 291-298.

[5] 李夫辰,高珊珊,刘峥,等. 渐进特征提取和频域信息补充的多模态医学图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2025, 30(5): 1510-1527.

[6] SU Y, LIANG X, CAO D, et al. Research on a multi-dimensional image information fusion algorithm based on NSCT transform[J]. Frontiers of Optoelectronics, 2024, 17(1): 31-46.

[7] 陈良兵,周辉林,王玉峰. 面向新工科一体化实验方案设计与应用[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(12): 150-154.

[8] 孙瑞雪,王兆波,刘欣. 新工科背景下金属材料工程实践教学探索[J]. 实验室研究与探索, 2025, 44(3): 170-173.

[9] 李双寿,张晓晖,胡庆夕,等. 面向新工科的工程实践与创新能力竞赛平台构建[J]. 实验技术与管理, 2023, 40(1): 185-190.

[10] 周涛,刘珊,董雅丽,等. 多尺度变换像素级医学图像融合:研究进展、应用和挑战[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(9): 2094-2110.

[11] VETTERLI M, HERLEY C. Wavelets and filter banks: theory and design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(9): 2207-2232.

[12] DACUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The nonsub-sampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.

[13] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.

[14] 杨艳春,李娇,王阳萍. 图像融合质量评价方法研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(7): 1021-1035.

[15] QU G H, ZHANG D L, YAN P F. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.

[16] SHAH P, MERCHANT S N, DESAI U B. Multifocus and multispectral image fusion based on pixel significance using multiresolution decomposition[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(1): 95-109.

[17] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

[18] 陈百炼,杨富燕,陈子通,等. SSIM 在高分辨率降水数值预报产品空间检验中的应用[J]. 热带气象学报, 2024, 40(4): 537-546.