

# Image Fusion

## Chapter 4 –Feature level image fusion

**Assoc. Prof Xiao Gang**

**Email: [Xiaogang@sjtu.edu.cn](mailto:Xiaogang@sjtu.edu.cn)**

**Office: Aerospace Room.1431**

**Tel/Fax:021-34206192**

**Mobile:13918459696**



## 4. 多源图像特征级融合

- 4.1 特征级图像融合的基本概念
- 4.2 基于梯度特征的多尺度图像融合方法
- 4.3 联合纹理和梯度特征的多尺度图像融合方法
- 4.4 基于模糊区域特征的图像融合方法
- 4.5 小结



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 4.1 特征级图像融合的基本概念

### 4.1.1 特征级图像融合的定义

特征级图像融合属于中间层次的图像融合，其处理方法是首先对来自不同传感器的原始信息进行特征抽取，然后再对从多传感器获得的多个特征信息进行综合分析和处理，以实现多传感器数据的分类、汇集和综合。

提取的特征信息应是像素信息的充分标示量或者充分统计量，包括目标的边缘、方向以及运动速度等。

特征图像融合系统主要包括四部分：信息的获取，信息加工和处理、特征提取，信息融合。



## 4. 多源图像特征级融合

### ● 4.1.2 特征级图像融合的分类

特征级图像融合分为两大类，即目标状态数据融合和目标特性融合。

(1) **目标状态数据融合**。其主要用于多传感器目标跟踪领域，实现过程是首先通过融合系统对传感器数据进行预处理以及完成数据校准，然后在实现主要参数相关的状态矢量估计。

(2) **特征级目标特性融合**。也就是特征层联合识别，采用模式识别等相关技术，在融合前对特征进行相关处理，从而把特征矢量分类成有意义的组合。



## 4. 多源图像特征级融合

### ● 4.1.3特征级图像融合的应用

由于在复杂背景下的特征提取是一个图像理解领域中的难点和热点，图像特征融合初步研究成果则较成功应用于简单背景的图像特征融合中，例如，人脸识别、文字识别等。在遥感应用领域，图像特征融合方法研究基本局限于线装道路、机场的提取、融合和识别，或者就有典型地物特征的面状地物提取、识别。

特征级图像融合输出：**融合图像**（例如线装道路、机场的提取、典型地物特征的面状地物提取、识别）或者**识别结果**（人脸识别、文字识别等）。



## 4. 多源图像特征级融合

### ● 4.1.4特征级图像融合的方法

不变特征提取和融合算法（规则）是特征信息融合研究的重点。

目前特征级图像融合的方法主要有：聚类分析方法、D-S证据方法、贝叶斯估计方法、信息熵方法、加权平均方法以及神经网络方法等。

### ● 4.1.5特征级图像融合的优点

它实现了可观的信息压缩，便于实时处理。由于提出的特征直接与决策分析有关，因而融合结果能最大限度给出决策分析所需要的特征信息。目前大多数C<sup>4</sup>I系统的数据融合研究都是在该层次上展开。



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 4.2 基于梯度特征的多尺度图像融合方法

为了在图像各个尺度上反映图像的横向、纵向和对角线方向的梯度特征，必须在这种梯度算子与传统的拉普拉斯金字塔多尺度变换方法之间建立一种特殊的联系，即提出了基于梯度特征的多尺度变换方法。

图像的梯度特征反映了图像的一种变换系数特征。



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 4.2.2 基于梯度特征的多尺度变换方法的融合策略

具体的融合过程包括以下六个步骤

- (1) 对输入原图像  $x_1(n)$  和  $x_2(n)$  在空间上进行配准 (以两幅输入原图像为例) ;
- (2) 根据给定的梯度滤波器  $d_i$  ( $i=1, \dots, 4$ ) , 建立基于梯度特征的多分辨率分解算法 ;
- (3) 对原图像进行基于梯度特征多分辨率金字塔分解 ;
- (4) 图像分解成基于梯度的多分辨率形式后, 融合方法采用 **基于相似性测度** 和 **显著性测度** 进行融合的策略 ;
- (5) 将融合后的多分辨率展开图像通过基于梯度特征的多分辨率反变换得到融合后图像。



## 4. 多源图像特征级融合

其中，步骤4中：融合方法采用基于相似性测度和显著性测度进行融合的策略， $L_{ki}$ 表示第k层第i方向的图像。窗口模板系数取为

$$\alpha = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{16}$$

则显著性测度为 
$$S(m, n, k, i) = \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 \alpha(s, t) \tilde{L}_{ki}^2(m + s, n + t, k, i)^2$$

相似性测度为 
$$M_{AB}(m, n, k, i) = \frac{2 \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 \alpha(s, t) \tilde{L}_{ki}^A(m + s, n + t, k, i) \tilde{L}_{ki}^B(m + s, n + t, k, i)}{S_A^2(m, n, k, i) + S_B^2(m, n, k, i)}$$



# 4. 多源图像特征级融合

设定一个阈值，如果相似性测度 $M_{AB} > \beta$ , 则

$$\omega_A = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left( \frac{1 - M_{AB}}{1 - \beta} \right) \text{ 且 } \omega_B = 1 - \omega_A$$

反之，如果 $M_{AB} < \beta$ ，则

$$\begin{cases} \omega_A = 1 & \text{如果 } S_A > S_B \\ \omega_A = 0 & \text{其他} \end{cases} \quad \text{且 } \omega_B = 1 - \omega_A$$

采用的融合策略：

$$\vec{I}_{kl}^F(m, n, k, i) = \omega_A(m, n, k, i) \vec{I}_{kl}^A(m, n, k, i) + \omega_B(m, n, k, i) \vec{I}_{kl}^B(m, n, k, i)$$



## 4. 多源图像特征级融合

### ● 4.3 联合纹理和梯度特征的多尺度图像融合方法

在许多图像(如SAR图像、可见光图像)中，**纹理是一种十分重要的特征**。例如，大部分航空和卫星遥感图像、医学显微图像、石油地球物理勘探所得的人工地震剖面图像等等，都可以看成是由不同类型的纹理所组成的。

研究对纹理的描述及其特征空间，是图像处理领域的重要理论研究课题，有着广泛的应用前景。



# 4. 多源图像特征级融合

## 纹理的三个主要标志

- (1) 某种局部序列性在比该序列更大的区域内不断重复
- (2) 序列是由基本部分非随机排列组成
- (3) 各部分大致是均匀的统一体，在纹理区域内任何地方都有大致相同的结构尺寸

纹理滤波器采用Laws的五个提取纹理的核向量集经过两两卷积得到，这些核向量分别被称为平坦度、边缘测度、斑点测度、波度和纹度

$$\begin{aligned}
 l_5 &= [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1] \\
 e_5 &= [-1 \quad -2 \quad 0 \quad 2 \quad 1] \\
 s_5 &= [-1 \quad 0 \quad 2 \quad 0 \quad -1] \\
 w_5 &= [-1 \quad 2 \quad 0 \quad -2 \quad 1] \\
 r_5 &= [1 \quad -4 \quad 6 \quad -4 \quad 1]
 \end{aligned}$$



## 4. 多源图像特征级融合

- 4.3.1 联合纹理和梯度特征的多尺度变换方法

基于纹理和边缘的金字塔分解方法是通过改进梯度金字塔方法获得的，考虑了纹理特征在图像后续处理，以及图像分割、分类中的重要作用，加入了纹理特征的成分，使得塔形分解后的多分辨率变换域中能够将原图像中的纹理信息包含进来。从而为进一步融合提供更全面的信息量度。



## 4. 多源图像特征级融合

基于纹理和梯度特征的多分辨率金字塔变换的步骤如下：

- (1) 建立高斯多分辨率金字塔
- (2) 建立基于纹理和梯度特征的多分辨率金字塔

基于纹理和梯度特征的多分辨率金字塔通过对高斯金字塔中每层图像进行29个方向的滤波，便可获得该金字塔图像表示。

$$V_{ki} = [(1 + w_{new}) * G_k] * U_i$$

其中， $U = [T_1, T_2, \dots, T_{25}, D_1, \dots, D_4]$  是纹理滤波器和方向梯度滤波器的组合。 $G_k$ 为第 $k$ 层的高斯金字塔分解结果。

- (3) 重构基于纹理和梯度特征的多分辨率金字塔



## 4. 多源图像特征级融合

基于纹理和梯度特征的金字塔重构相对复杂些，方向拉普拉斯金字塔和滤波器重采样FSD (filter-subtract-decimate)拉普拉斯金字塔图像作为中间结果被构造出来。定义方向拉普拉斯金字塔为：

$$\bar{L}_k = -\frac{1}{8} U_i * GP_k,$$

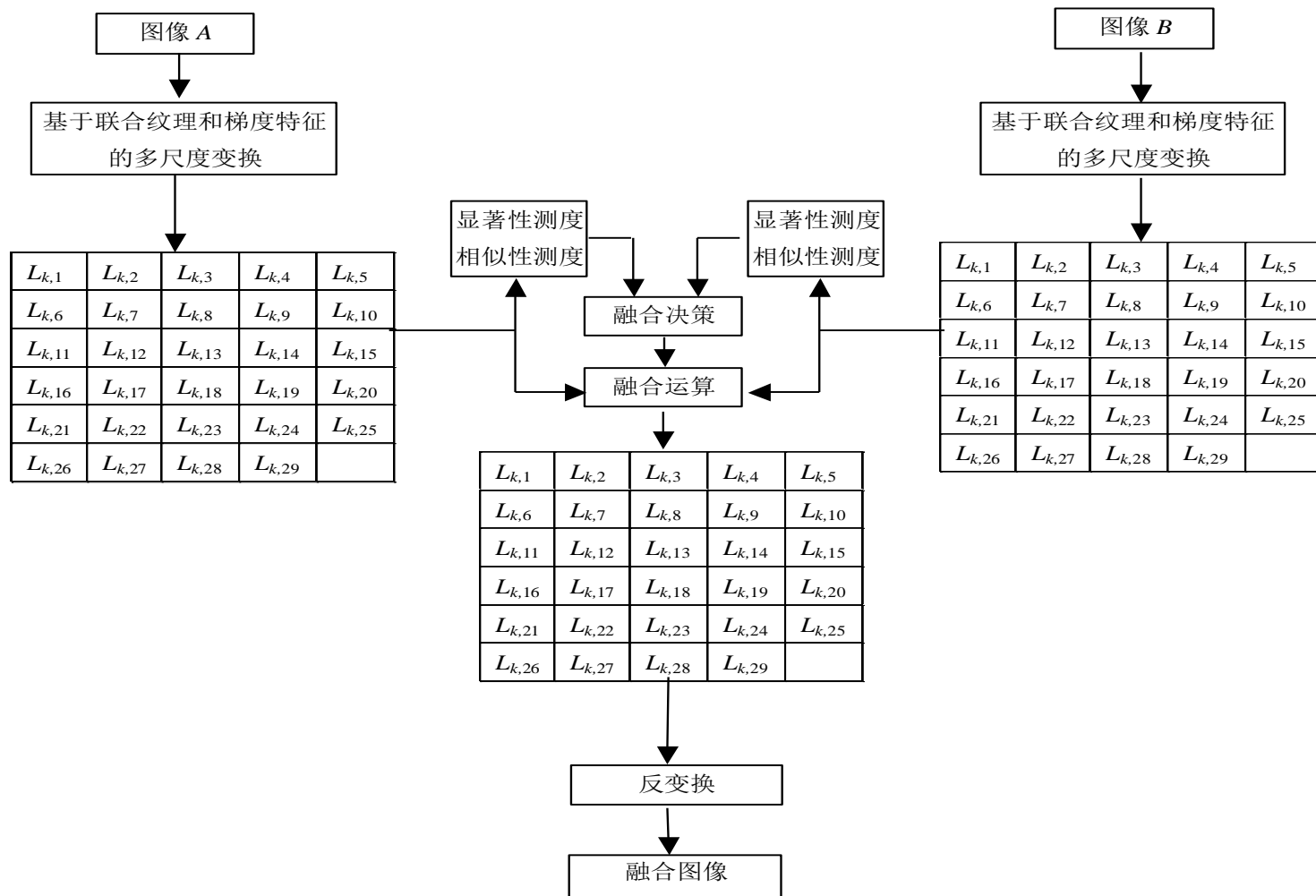
$\bar{L}_k$  为第k层第i个特征的方向拉普拉斯金字塔图像。方向拉普拉斯金字塔通过累加形成FSD拉普拉斯金字塔  $L_k = \sum_{i=1}^4 \bar{L}_{k,i}$ ，

将FSD拉普拉斯金字塔转换为拉普拉斯金字塔图像，转换后得拉普拉斯金字塔图像后，可按拉普拉斯金字塔算法重构得到图像。



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 4.3.3 联合纹理和梯度特征的多尺度图像融合方法流程图



# 4. 多源图像特征级融合

## 实验一：多聚焦图像

(a) 右聚焦图像



(b) 左聚焦图像



## 针对多聚焦图像的不同融合方法的实验结果

(c) 基于拉普拉斯塔形变换的方法 (LP) / (d) 基于FSD拉普拉斯塔形变换融合方法 (FSD) / (e) 方向梯度塔形变换融合方法 (GP) / (f) 基于联合纹理和梯度特征融合方法 (TGP)



# 4. 多源图像特征级融合

## 针对多聚焦图像的不同融合方法的实验结果分析

图像融合方法	RSME	MI
基于 LP 方法	9.8688	2.6611
基于 GP 方法	10.6518	2.3352
基于 FSD 方法	10.6619	2.3568
基于 TGP 方法	9.6868	2.6613

注：评价指标1—RSME。标准参考融合图像和融合后图像的均方根误差：

$$RSME = \sqrt{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F'(i, j) - F(i, j))^2}$$

均方根误差越小表明融合结果越优，越大表明融合结果越差。

评价指标2—MI。标准参考融合图像和融合后图像间的共有信息

$$MI = \sum_{i=1}^{L^w} \sum_{j=1}^{L^w} h_{F, F'}(i, j) \ln \frac{h_{F, F'}(i, j)}{h_F(i) h_{F'}(j)}$$

MI越大，两者的共有信息越多



# 4. 多源图像特征级融合

## 实验二：红外和可见光图像融合



( a )



( b )



( c )



( d )



( e )



( f )

# 4. 多源图像特征级融合

(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) 基于LP方法融合结果;  
(d) 基于FSD方法融合结果; (e) 基于GP方法融合结果; (f)  
基于TGP方法融合结果

## 针对红外与可见光图像的不同融合方法的实验结果分析

图像融合方法	EMI	PMI
基于 LP 方法	0.4344	0.6456
基于 GP 方法	0.4189	0.6411
基于 FSD 方法	0.4179	0.6427
基于 TGP 方法	0.4930	0.6599



## 4. 多源图像特征级融合

- 4.4 基于模糊区域特征的多尺度图像融合方法

基于模糊区域特征的图像融合方法是在多分辨率分析的基础上，根据图像每层的低频分量进行 $K$ 均值聚类，将低频图像分解**重要区域**、**次重要区域**以及**背景区域**；图像各个区域针对不同属性进行模糊化，根据每个区域各自的模糊隶属度来决定每一部分区域的融合策略，最终得到融合图像的多分辨率表示，再对其进行多分辨率反变换就可以得到图像的融合结果。



## 4. 多源图像特征级融合

- 由于区域的显著性测度是在多尺度展开后每个频段上求取，导致了在每一个频段上的选择可能不一致，从而出现了这种区域的不一致性，如下图所示，目标区域的对比度和区域一致性都有所下降，从而**影响目标区域的整体特征**。



(a)原目标 (b) Zhang Zhong方法 (c) G. Piella方法

目标区域的区域的**显著性测度不一致性**（多分辨率变换时选取频段的差异性），影响目标区域的整体特征，导致目标区域的特征差异性



## 4. 多源图像特征级融合

基于模糊区域特征的图像融合方法在**保证重要区域和背景区域有良好的一致性信息的同时，次重要区域具有显著的高频特征**。从而避免了单纯追求图像中所有区域保持一致性特征而产生的矛盾。

人为的选取图像重要特征进行融合，首先考虑的是**选取重要图像区域**，然后是**重要的边缘特征**，最后考虑**像素点的融合**。这样做的为了保留重要区域的一致性，即从一幅图像的相应部分得到全部该区域的信息；对于不太重要的区域，区域一致性的要求也不强，就可以选择那些比较能够反映“边缘”特征的像素点的高频信息作为融合结果。



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 4.4.1 模糊理论与区域特征模糊化

模糊性是指客观事物的形态和类属方面的不分明性，其根源是在类似事物间存在一系列过渡状态，它们互相渗透，互相贯通，使得彼此之间没有明显的分界线。模糊性是客观世界中某些事物本身所具有的一种特性，所反映的是事物本身是模糊不清的，一个具体对象是否符合一个模糊概念不能明确地判定。

定义 设 $U$ 是论域  $\mu_A$ 是把任意 $u \in U$ 映射为 $[0,1]$ 上某个值的函数，即

$$\mu_A: U \rightarrow [0,1] \quad u \rightarrow \mu_A(u)$$



## 4. 多源图像特征级融合

在多个传感器对某一场景进行成像时，每个传感器图像的真实场景**区域划分及融合规则**。

- **重要区域** - 融合的方法是将目标传感器图像这部分区域的所有多分辨率系数作为融合后图像的相应区域部分。
- **次重要区域** - 只要将具有边缘特征的信息作为融合结果保留下来即可，没有必要保留该区域所有信息，则在对该区域融合过程中可以选择显著性相对较大的那个多分辨率系数作为融合结果，对该区域一致性的破坏不会使最终的融合结果变坏。
- **背景区域** - 融合的方法是将背景传感器图像这部分区域的所有多分辨率系数作为融合后图像的相应区域部分。



## 4. 多源图像特征级融合

### ● 4.4.2 基于模糊区域特征的图像融合方法

融合算法如下：

- (1) 对输入原图像在空间上进行配准（以两幅输入原图像为例）；
- (2) 对每个输入原图像进行最优滤波器组小波框架分解获得各自的多分辨率图像序列；
- (3) 对目标传感器图像的低频分量部分进行聚类分割成三类，分别表示为重要目标区域、次重要区域和背景区域；
- (4) 根据理想聚类中心对分割区域求模糊隶属函数，得到模糊区域特征；背景传感器图像可以参与到求取模糊区域特征过程中，也可以不参与；



## 4. 多源图像特征级融合

### 4.4.2 基于模糊区域特征的图像融合方法

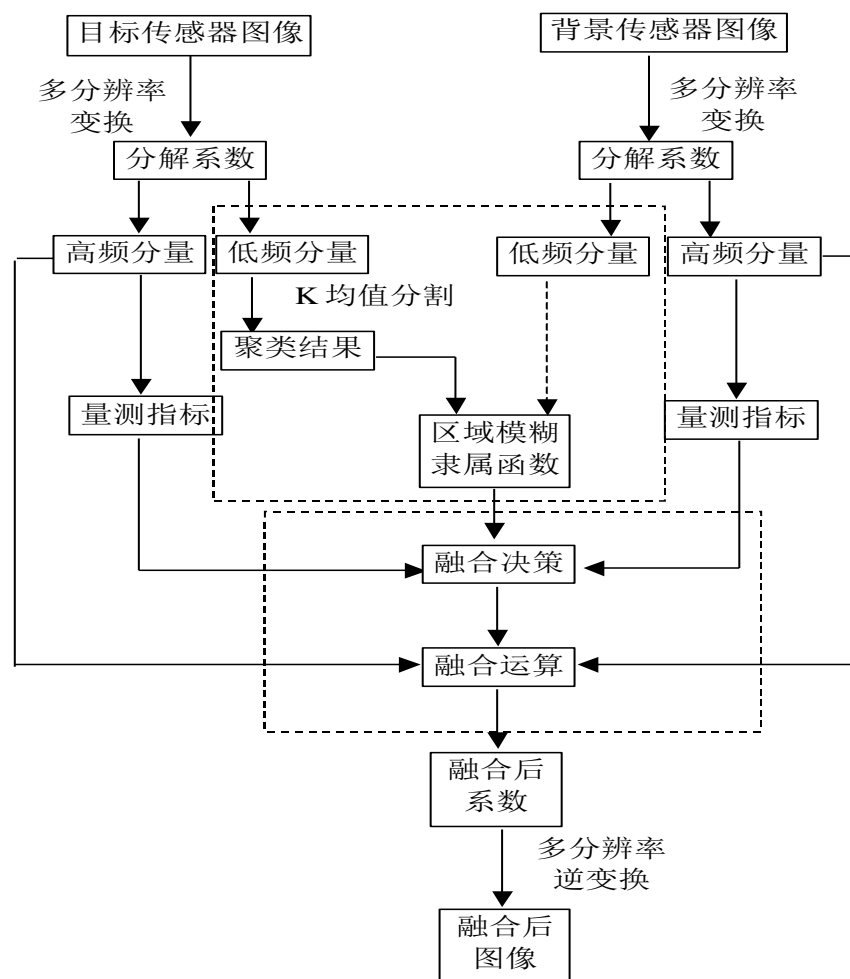
融合算法如下（续）：

- （5）根据模糊区域特征以及多传感器图像高频部分的量测指标得到融合决策；
- （6）在获得量测指标的基础上，按照基于模糊区域特征的融合规则，建立融合图像的多分辨率表示；
- （7）对融合后图像的多分辨率表示进行一致性验证；
- （8）通过最优滤波器组小波框架逆变换得到融合后图像；



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 基于模糊区域特征的图像融合算法结构



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 基于模糊区域特征的多尺度图像融合实例1 - 隐藏武器检测 (CWD)

(a) 毫米波图像 (b) 可见光图像 (c) Zhang.Z区域融合方法融合结果 (d) Piella.G区域融合方法融合结果 (e) 基于模糊区域特征的融合方法 (f) 基于纹理和梯度特征的多尺度方法结合的



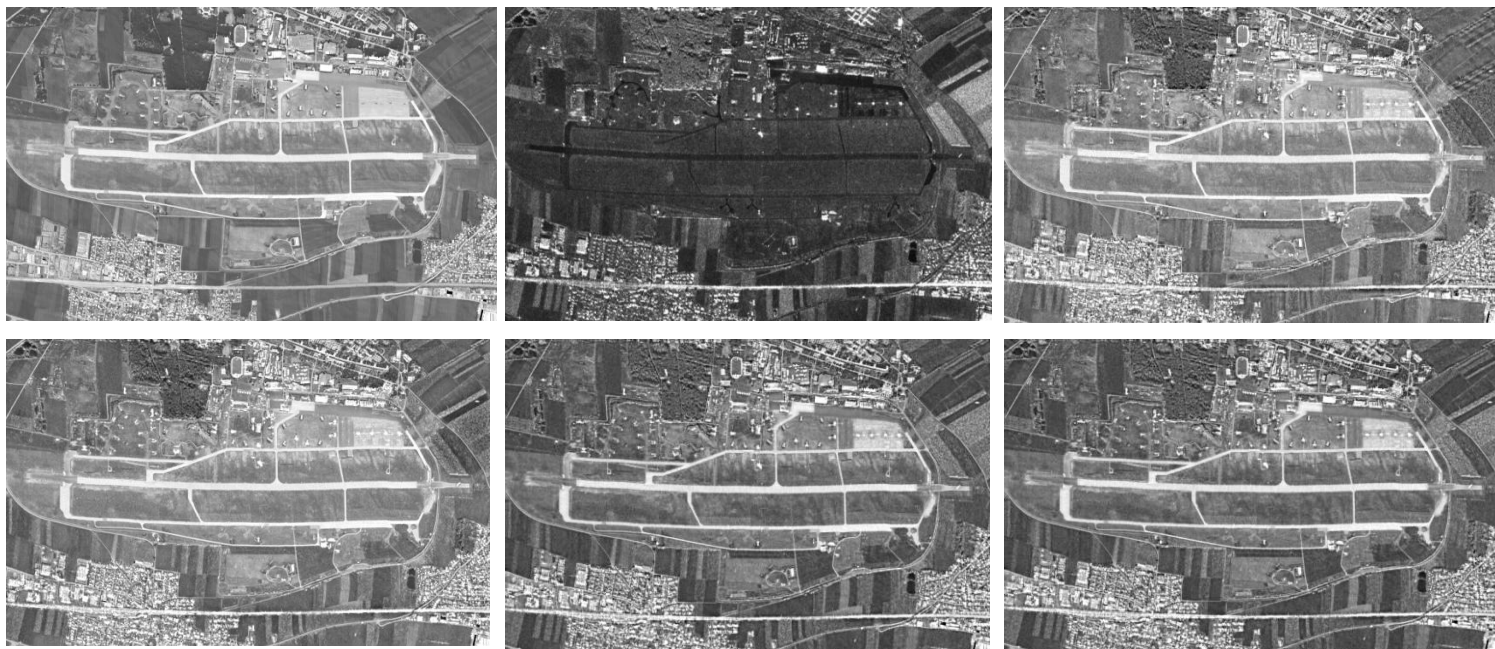
图像融合方法↵	EMI↵	PMI↵
采用 Zhang. Z 的方法↵	0.5178↵	1.3912↵
采用 Piella. G 的方法↵	0.6021↵	1.5668↵
基于 FRF 方法↵	0.6169↵	1.6503↵
基于 FRF 方法↵	0.6134↵	1.7702↵



# 4. 多源图像特征级融合

## (2) 基于模糊区域特征的多尺度图像融合实例2 - 红外和SAR图像融合

(a) 红外图像 (b) 可见光图像 (c) Zhang.Z区域融合方法融合结果 (d) Piella.G区域融合方法融合结果 (e) 基于模糊区域特征的融合方法 (f) 基于纹理和梯度特征的多尺度方法结合的模糊区域特征融合方法融合结果



# 4. 多源图像特征级融合

评价指标采用边缘互信息和像素互信息

图像融合方法↵	EMI↵	PMI↵
采用 Zhang. Z 的方法↵	0.5207↵	1.4870↵
采用 Piella. G 的方法↵	0.5178↵	1.5969↵
基于 FRF 方法↵	0.5692↵	1.6400↵
基于 FRF 方法↵	0.5835↵	1.6515↵



# 4. 多源图像特征级融合

## ● 4.5 本章小结

图像特征级融合属于图像融合的中间层次。用以对多传感器获得的多个特征信息进行综合分析和处理，以实现  
对多传感器数据的分类、汇集和综合。

一般来说，提取特征信息应是像素信息的充分表示量和充分统计量，包括目标的边缘、纹理以及区域特征。

本章从多分辨率变换空间的角度出发，讨论了多分辨率梯度特征（对应于边缘信息）、纹理特征以及多分辨率的模糊区域特征及其相应的融合算法。



## 4. 多源图像特征级融合

本章研究基于金字塔变换的方法，**提出了基于纹理和梯度特征的多尺度变换方法**。该变换方法将图像的显著特征，诸如纹理和边缘信息，尽可能的表现在变换系数中，从而使得融合图像具有原图像各尺度、各方向的特征信息。在进行基于纹理和梯度特征的多尺度图像融合时，首先根据纹理滤波器和梯度滤波器将图像分解成为具有不同特征子带的子带图像，然后按照基于对比度的融合规则对这些子带图像进行融合运算以得到一组新的融合后子带图像，最后利用该多尺度反变换得到融合后的图像。

通过与**基于Laplacian塔型变换的融合方法、基于FSD金字塔变换的融合方法以及基于梯度特征金字塔变换的融合方法**的融合结果比较，表明了基于联合纹理和梯度特征的图像融合算法的有效性。



## 4. 多源图像特征级融合

图像融合规则仍然是图像融合中非常重要的研究内容，融合规则的好坏直接影响融合图像的速度和质量。

本章提出的基于模糊化区域特征的不同传感器图像融合方法是通过对区域的重要性进行排列，根据区域的特征对区域属性进行模糊分类。利用区域的不同属性在模糊空间下对图像进行融合，在保留重要区域以及背景区域的区域一致性的同时，提高了图像的对比度。实验表明，本方法可获得较理想的融合图像，其融合结果优于Zhang. Z的基于区域的融合方法和Piella. G的基于区域的融合方法。

