

第 1 章 图像融合简介

图像融合作为信息融合的一个分支,是当前信息融合研究中的一个热点。图像融合的数据形式包含明暗、色彩、温度、距离及其他景物特征的图像。这些图像可以以矩阵形式给出。而图像融合是将两张或两张以上的图像信息融合到一张图像上,使融合的图像含有更多的信息,能够更方便人们观察或者进行计算机处理。图像融合技术已经被广泛地应用到民用和军事方面。

1.1 研究背景及意义

随着信息技术的高速发展,人们对图像数据的采集提出的要求与日俱增。目前已经研制出了用于获取高质量图像的各种先进的传感器设备,但每一种传感器设备都针对一定的目标,有其功能上的局限性。即单一传感器设备只能获取部分场景信息,实用性低、可靠性差。为了获取更为全面和准确的场景图像描述,克服单一传感器图像的局限性和差异性,图像融合技术应运而生,并迅速成为国内外学者研究的热点。

图像融合是多源信息融合的一个重要分支。从信息论的角度来说,对信源的处理体现在对图像的处理上,那么图像融合就是把两幅或者多幅不同的图像信息融合成一个有利于后续处理的信息源的过程,后续的编码处理和传输均取决于其应用背景。图像融合实际是同一目标场景下,不同传感器所获得的带有一定互补性信息的综合处理过程。文献中给出的图像融合的定义是:图像融合是将源自同一场景的两幅或者多幅图像合并成一幅图像的过程。融合后的图像含有更加丰富的信息,更适合人类的视觉感官或计算机后期处理。从信息论的角度来说,图像融合的目的其实就是减少信息的不确定性,剔除冗余的信息,综合利用互补信息,最终形成一幅图像信息完善且有效的融合图像。

图像融合技术作为一个涵盖了传感器技术、信号处理技术、计算机技术和人工智能等多种学科的综合技术,近年来在医学、军事、遥感及气象预报等多个领域都得到了广泛的应用。因此,本书将针对图像融合的方法,进行详细讲解。

1.2 国内外研究现状

图像融合最早出现于人们的视线是在 1985 年 LANDSAT-TM 图像和 SPOT 雷达图像

的融合。20世纪80年代初,图像融合技术的研究呈现升温趋势,逐渐广泛地应用到多源图像融合领域,其中包括医学图像融合、红外与可见光图像融合和多聚焦图像融合等领域。

20世纪80年代以后,图像融合技术的研究进入高潮阶段,各国学者纷纷提出了各式各样的融合方法。图像融合由低到高可分为三个层次:像素级融合、特征级融合和决策级融合。我们通常将像素级融合方法分为空间域算法和变换域算法。传统的空间域融合算法主要有灰度加权平均法和主成份分析法(Principal Component Analysis, PCA)等。1983年, P. J. Burt 提出了基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合算法,这是最早的基于变换域的图像融合算法。随后, A. Toet 又分别提出了基于比率低通金字塔变换、对比度金字塔变换和形态学金字塔变换的图像融合算法。

20世纪90年代初,小波变换技术被广泛地应用于图像融合处理,克服了基于金字塔变换的图像融合方法产生大量冗余数据等缺点。20世纪90年代中期, Sweldens 等学者提出了提升小波变换。对比传统的小波变换,提升小波变换的运算全部在空间域上进行,而且速度快,因此也被引入到图像融合领域。与基于金字塔变换的图像融合算法相比,基于小波变换的图像融合算法的融合效果得到了提升。

虽然小波变换兼具多分辨与时频局域化的优良特性,但是传统小波变换只具有点奇异性,而且只能捕获有限的方向信息,不能有效反映丰富的方向纹理和高维奇异性信息。为了克服传统小波变换的弊端,多尺度几何变换应运而生。它可以最优地表示一些高维函数的奇异性,因此被广泛地应用到信号处理与图像处理领域。迄今为止,多尺度几何变换包括:1997年 Meyer 和 Coifman 提出的 Brushlet (梳状波变换)和 Dohono 提出的 Wedgelet (楔形波变换)、1998年 Candes 提出的 Ridgelet (脊波变换)、1999年 Candes 和 Dohono 提出的 Curvelet (曲波变换)、2000年 Pennec 和 Mallat 提出的 Bandlet (条带波变换)、2001年 Huo 提出的 Beamlet (子束波变换)、2002年 Do 和 Vetterli 提出的 Contourlet (轮廓波变换)、2004年 Velisavljevic 提出的 Directionlet (方向波变换)、2005年 Guo 和 Labate 提出的 Shearlet (剪切波变换)、2006年 Lu 和 Do 提出的 SFLCT (Sharp Frequency Localization Contourlet Transform, 尖锐频率局部化轮廓波变换)和 Cunha 提出的 NSCT (Non-Subsampled Contourlet Transform, 非下采样轮廓波变换)、2010年 Lim 提出的 NSST (Non-Subsampled Shearlet Transform, 非下采样剪切波变换)等。

近年来,国内外相关领域的学者们将多尺度几何变换应用到了图像融合领域中。2007年, Nencini F. 等人将 Curvelet 变换应用到遥感图像融合中,融合效果优于基于小波变换的图像融合算法。刘盛鹏等人提出了一种基于 Contourlet 变换和改进的脉冲耦合神经网络 (Improved Pulse Coupled Neural Network, IPCNN) 的红外与可见光图像融合算法,该算法获得了很好的视觉效果。屈小波等人提出了一种基于 SFLCT 变换和改进拉普拉斯能量和的多聚焦图像融合算法,融合效果优于基于 Contourlet 变换的图像融合算法,但融合图像引入了“伪影”。也有学者提出了一种基于 NSCT 的多聚焦图像融合算法,以及一种基于 NSCT 和空间频率激励脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 的图像融合算法,融合效果优于基于 Contourlet 变换和 SFLCT 变换的图像融合算法,但算法运

行时间长。王朝辉等人提出了一种基于 Shearlet 变换和 PCNN 的图像融合算法,融合效果优于基于 NSCT 变换的图像融合算法,但融合图像同样引入了“伪影”。高国荣等人提出了一种基于 NSST 变换的红外与可见光图像融合算法,融合效果优于基于 Shearlet 变换的图像融合算法。上述图像融合算法的提出,部分地验证了多尺度几何变换不仅能够继承小波分析的优良特性,还能克服小波变换的缺点,从而对图像进行更优的描述。然而总体来说,多尺度几何变换理论还处于初步阶段,其在图像融合领域的应用仍需进一步研究与扩展。

最近一段时间,随着低秩矩阵理论和机器学习算法的持续发展,基于该理论的图像融合算法也开始崭露头角,并且取得了很好的效果,本书中将对这些算法进行逐一介绍,希望能够给读者带来新的启发,以帮助读者掌握相关的技术前沿知识。

1.3 图像融合基础知识

随着信息与智能技术的发展,数字图像处理技术越来越重要。而随着我国互联网+策略和智能制造的持续推进,数字图像融合技术将会被广泛地应用到各个领域。下面对数字图像融合的基础知识进行简单介绍。

1.3.1 图像融合层次

一般来说,图像融合由低到高分为3个层次:像素级、特征级和决策级。本书的研究主要集中体现在像素级数字图像融合上。

1. 像素级图像融合

像素级图像融合的基本过程是:首先对图像进行预处理,然后将预处理后的图像像素信息直接进行综合分析从而融合。该融合方法对多源图像中目标和背景等信息直接进行融合处理,能够保持尽可能多的现场数据,提供尽可能多的细节信息。但是像素级图像融合对设备的要求较高,并且需处理大量的数据。如图 1-1 所示为像素级图像融合的基本结构。

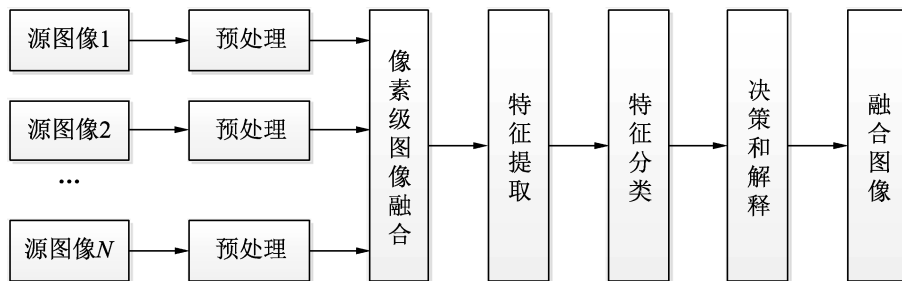


图 1-1 像素级图像融合基本结构

2. 特征级图像融合

特征级图像融合的基本过程是：首先对图像进行预处理，然后将预处理后的图像信息进行特征提取，最后对图像特征信息进行综合分析从而进行融合。特征级图像融合方法可以压缩信息从而使其具有良好的实时性，同时能够保留适量的重要信息，但是该方法损失的信息较多。如图 1-2 所示为特征级图像融合的基本结构。

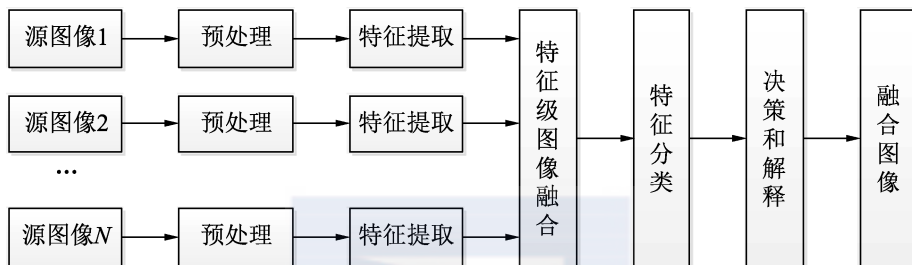


图 1-2 特征级图像融合基本结构

3. 决策级图像融合

决策级图像融合的基本过程是：首先对图像进行预处理，然后对预处理后的图像信息进行特征提取和特征分类，最后根据一定的准则对分类后的图像特征信息进行融合。该方法实时性良好，而且容错能力较高，但由于需要大量的决策系统，代价最大、损失的信息最多。如图 1-3 所示为决策级图像融合的基本结构。

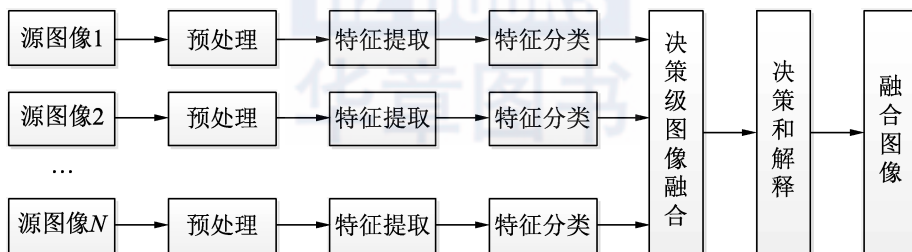


图 1-3 决策级图像融合基本结构

1.3.2 传统图像融合算法

像素级图像融合算法通常可以分为 4 类：空间域算法、变换域算法、基于低秩矩阵的融合算法和仿生图像融合算法。空间域算法是直接对图像的像素进行简单的处理，而变换域算法则是针对于多尺度变换的变换系数进行处理的方式，基于低秩矩阵的图像融合算法主要通过对图像的低秩矩阵特征进行融合，再利用低秩恢复算法得到最终的融合图像，而

基于仿生算法的图像融合算法则利用仿生算法进行图像融合，如蚁群算法和神经网络等。

1. 空间域算法

常用的空间域算法包括加权平均法和 PCA 方法等。

(1) 加权平均法

加权平均法是对多幅图像的对应像素点进行加权处理，在计算中可表示为：

$$F(i, j) = \sum_{k=1}^n \alpha_k f_k(i, j) \quad (1-1)$$

其中， α_k 为第 k 幅图像对应的权值，且 $\sum_{k=1}^n \alpha_k = 1$ ， F 为融合后的图像， $f_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 为待融合的源图像。

(2) PCA 方法

PCA 是一种图像变换方法。它将图像用 3 个主成分分量来表示，各个主成分之间的分量是互不相关、独立的。在图像融合处理过程中主要对第一主成分分量进行融合，因为第一主成分分量包含了图像的主要信息，即

$$F(i, j) = \frac{\sum_{k=1}^n \lambda_k f_k(i, j)}{\sum_{k=1}^n \lambda_k} \quad (1-2)$$

其中， λ_k 为第 k 幅图像对应的第一主成分分量， F 为融合后的图像， $f_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 为待融合的源图像。

2. 变换域算法

变换域算法是先对源图像进行图像变换，然后再对变换域系数进行融合，得到融合图像的变换系数，最后再进行逆变换重构融合图像。目前基于变换域的图像融合算法是各国学者的研究热点。本书介绍的图像融合算法也是基于变换域的图像融合算法。常用的基于变换域的图像融合算法有基于金字塔变换、基于小波变换及基于多尺度几何变换的图像融合算法。

(1) 基于金字塔变换的图像融合算法

基于金字塔变换的图像融合算法即将每幅待融合的源图像进行金字塔变换，并在所有图像的金字塔的对应层上，采用一定的融合规则对金字塔系数进行融合得到融合后的金字塔系数，然后将融合后的金字塔系数进行金字塔生成的逆过程重构得到融合图像。

(2) 基于小波变换的图像融合算法

在金字塔变换中，除了梯度金字塔变换具有方向性外，其余的金字塔变换均无方向性。随着小波变换理论的兴起和完善，尤其是小波离散快速算法的出现，使得小波变换在图像处理领域得到了广泛的应用，也因此出现了大量的基于小波变换的图像融合算法。与传统的基于金字塔变换的图像融合算法相比，基于小波变换的图像融合算法融合效果有所提升。

(3) 基于多尺度几何变换的图像融合算法

尽管小波变换能够对图像进行多尺度多方向分解,但是只能得到水平、垂直和对角线三个方向的分解系数,这非常不利于图像的细节描述。为了克服小波变换的缺陷,一种新的高维函数的最优表示方法——多尺度几何变换应运而生。常用的多尺度几何变换包括 Curvelet、Contourlet、NSCT、Shearlet 和 NSST 等。多尺度几何变换既具有优于小波变换的特性,又能够更好地检测图像的奇异性。因此,基于多尺度几何变换的图像融合算法得到了更广泛的应用。

3. 基于低秩矩阵的融合算法

图像融合通过合并多个传感数据中聚焦良好的清晰部分来提供更可靠、更精确的信息,主要应用于机器视觉、数码相机、目标识别等领域。虽然各国学者已经提出了大量的图像融合算法,但是大部分的融合算法都没有涉及图像的低秩性,并且这些算法常常导致融合图像出现失真或信息丢失。为了克服这一缺点,有学者采用加权核范数最小化方法结合图像自相似性来实现多聚焦图像融合。该方法首先对源图像分块,并通过块匹配搜索源图像的非局部相似块。其次将这些相似块堆叠成一组,对每个参考块都进行上述操作,从而形成一个块组矩阵。然后由图像自相似性获得源图像的共享相似块,并对共享相似块中的块组进行奇异值分解,通过奇异值取大进行图像融合。最后进行低秩矩阵的恢复算法得到最优解,将矩阵按照堆叠顺序进行复位,从而得到最终的融合图像。实验结果表明,此算法在主观视觉效果和客观评价指标上优于其他算法。

4. 仿生融合算法

自然界的群体为了生存,通常具有难以想象的智慧,如蚂蚁的觅食、鱼群的迁移、蜂群的采花酿蜜、人类学习的能力等。这些机制带动了新的信息处理手段的突破,从而创造了更多的信息处理方法,包括蚁群算法、鱼群算法、蜂群算法和深度学习等理论。这些理论以前因受到计算时间的限制,而不能得到很好的推广。随着分布式计算和大数据计算时代的到来,算法运行的时间被大大降低,从而给这些算法的广泛应用带来了希望。本书主要介绍了几种基于上述算法的图像融合算法,以拓展读者的知识面。

1.3.3 图像融合存在的问题

图像融合技术作为一个涵盖了多种学科的综合技术,近年来在多个领域都得到了广泛的应用。图像融合的研究受到了国内外学者的广泛关注,但是仍有许多问题亟待更深入地研究。

1. 图像配准方法的研究

图像配准是图像融合的前提,配准的精度直接影响了融合图像的质量,但目前不存在

一种配准方法能适用于各种图像，因此图像配准问题还需要进一步的研究。

2. 普适性融合算法的研究

现有的图像融合算法都只是针对某一特定图像，缺乏普适性。如何提出一种普适性的融合算法是研究的关键点之一。

3. 融合图像评价方法的研究

人们通常根据视觉感受来评价融合图像的质量，评价结论受主观因素影响较大，因此提出一种有效的量化评价方法是进一步的研究内容之一。

4. 彩色图像融合算法的研究

现有的融合算法绝大多数是针对灰度图像的融合算法，但是现实生活中得到的图像多数是彩色的。灰度图像的融合算法不能照搬到彩色图像融合中，因此彩色图像融合算法有待进一步的研究。

1.4 图像融合评价标准

图像融合处理的目的是改善图像质量和增加融合图像的信息量，为人类的决策提供更有效的信息。但是由于人类视觉的主观性和系统的复杂性，迄今为止，还没有一种评价方法能适用于所有的融合算法。目前图像融合的评价标准主要分为两种：主观评价标准和客观评价标准。下面将分别介绍这两种评价标准。

1.4.1 主观评价标准

图像融合的主观评价标准可以分为相对评价和绝对评价两种。相对评价即为观察者参照参考图像对融合图像进行评价；绝对评价为观察者根据一些给定的评价标准或自己的经验对融合图像进行评价。国际上通用的是5分制的主观评价方法，如表1-1所示。

表 1-1 图像融合效果主观评价尺度评分表

分 值	质量 尺 度	妨 碍 尺 度
5分	非常好	丝毫看不出图像质量变化
4分	好	能看出图像质量变化但不妨碍观看
3分	一般	能清楚地看出图像质量变化，对观看稍有妨碍
2分	差	对观看有妨碍
1分	非常差	非常严重的妨碍观看

从表1-1来看，主观评价具有简单直观的特点，然而融合图像的主观评价容易受到人的

视觉特性、心理状态等多方面的影响，因此主观评价在实际应用中比较困难。所以在评价图像融合算法时，需要综合考虑客观评价标准和主观评价标准，才能对各种图像融合算法的性能做出科学、客观的评价，以便开展更加深入地研究。

1.4.2 客观评价标准

客观评价是指通过定量评价方法和准则对各种图像融合算法的性能做出科学、客观的评价，具有成本低、易于实施等优点。目前常用的客观评价指标主要有以下几种：熵（Entropy, EN）、标准差（Standard Deviation, STD）、平均梯度（Average Gradient, AVG）、互信息（Mutual Information, MI）、 $Q^{AB/F}$ 度量、空间频率（Spatial Frequency, SF）和结构相似度（Structural Similarity Idnex, SSIM）。

假设 A 、 B 、 F 分别表示大小为 $M \times N$ 的源图像和融合图像， $A(m,n)$ 、 $B(m,n)$ 、 $F(m,n)$ 分别表示源图像 A 、 B 和融合图像 F 在位置 (m,n) 上的像素值。

1. EN（熵）

EN 的定义为：

$$EN = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \times \log_2 p_i \quad (1-3)$$

式中， L 表示全图像素数， p_i 为每个灰度级的分布概率。熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标，融合图像的熵值大小表示融合图像所包含的平均信息量的多少。熵值越大，融合图像所含的信息越丰富，融合质量越好。

2. STD（标准差）

STD 的定义为：

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N F(m,n) - \bar{F}}{M \times N}} \quad (1-4)$$

式中， \bar{F} 为融合图像的平均灰度值。标准差反映图像灰度相对平均灰度的离散情况，在某种程度上标准差可以评价图像反差的大小，标准差越大，灰度级分布越分散，图像反差越大，可利用的信息越多，融合效果越好。

3. AVG（平均梯度）

AVG 的定义为：

$$AVG = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2) / 2} \quad (1-5)$$

式中， $\Delta I_x = f(x,y) - f(x-1,y)$ ， $\Delta I_y = f(x,y) - f(x,y-1)$ 。平均梯度反映了融合图像对微

小细节反差和纹理变化的表达能力，同时也反映了图像的清晰度。平均梯度值越大，融合图像就越清晰。

4. MI (互信息)

MI 的定义为:

$$MI = MI_{AF} + MI_{BF} \quad (1-6)$$

其中:

$$MI_{AF} = \sum_{f,a} P_{FA}(f,a) \log \frac{P_{FA}(f,a)}{P_F(f)P_A(a)} \quad (1-7)$$

$$MI_{BF} = \sum_{f,b} P_{FB}(f,b) \log \frac{P_{FB}(f,b)}{P_F(f)P_B(b)} \quad (1-8)$$

这里, $P_A(a)$ 和 $P_B(b)$ 分别为源图像 A 和 B 的边缘概率密度, $P_F(f)$ 为融合图像 F 的概率密度。 $P_{FA}(f,a)$ 、 $P_{FB}(f,b)$ 分别为融合图像 F 与源图像 A 、 B 的联合概率密度, 可以由图像的直方图得到。互信息计算源图像有多少信息转移到了融合图像中, 互信息值越大, 图像融合效果越好。

5. $Q^{AB/F}$ 度量

$Q^{AB/F}$ 利用 Sobel 边缘检测算子来计算源图像 A 、 B 和融合图像 F 中边缘的强度信息 $g(m, n)$ 与方向信息 $\alpha(m, n)$, 其定义为:

$$g_A(m, n) = \sqrt{s_A^x(m, n)^2 + s_A^y(m, n)^2} \quad (1-9)$$

$$\alpha_A(m, n) = \tan^{-1} \left[\frac{s_A^y(m, n)}{s_A^x(m, n)} \right] \quad (1-10)$$

其中, $s_A^x(m, n)$ 和 $s_A^y(m, n)$ 分别为垂直 Sobel 模板和水平 Sobel 模板以像素点 (m, n) 为中心与源图像 A 卷积的输出。源图像 A 与融合图像 F 的相关强度信息和相关方向信息表示如下:

$$(G_{m,n}^{AF}, A_{m,n}^{AF}) = \left[\left(\frac{g_F(m, n)}{g_A(m, n)} \right)^M, 1 - \frac{|\alpha_A(m, n) - \alpha_F(m, n)|}{\pi/2} \right] \quad (1-11)$$

其中:

$$M = \begin{cases} 1 & \text{if } g_A(m, n) > g_F(m, n) \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1-12)$$

边缘信息保留值的定义如下:

$$Q_{m,n}^{AF} = \Gamma_g \Gamma_\alpha \left[1 + e^{K_g(G_{m,n}^{AF} - \sigma_g)} \right]^{-1} \left[1 + e^{K_\alpha(A_{m,n}^{AF} - \sigma_\alpha)} \right]^{-1} \quad (1-13)$$

其中, 常数 Γ_g 、 K_g 、 σ_g 和 Γ_α 、 K_α 、 σ_α 是决定 sigmoid()函数形状的参量。

那么, $Q^{AB/F}$ 的定义为:

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{\forall m,n} (Q_{m,n}^{AF} w_{m,n}^A + Q_{m,n}^{BF} w_{m,n}^B)}{\sum_{\forall m,n} (w_{m,n}^A + w_{m,n}^B)} \quad (1-14)$$

式中, $w_{m,n}^A = [g_A(m,n)]^L$, $w_{m,n}^B = [g_B(m,n)]^L$, L 为常数。本文中 L 取 1。

$Q^{AB/F}$ 利用 Sobel 边缘检测来衡量有多少边缘信息从源图像转移到了融合图像。 $Q^{AB/F}$ 值越大, 融合图像从源图像获得的边缘信息越丰富, 融合效果越好。

6. SF (空间频率)

SF 的定义为:

$$SF(i, j) = \sqrt{(RF)^2 + (CF)^2} \quad (1-15)$$

其中, RF 和 CF 分别为行频和列频。 RF 和 CF 的定义为:

$$RF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=2}^N [F(m,n) - F(m,n-1)]^2} \quad (1-16)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=2}^M \sum_{n=1}^N [F(m,n) - F(m-1,n)]^2} \quad (1-17)$$

其中图像大小为 $M \times N$ 。

SF 度量融合图像空间域的总体活跃度, 可反映融合图像对微小细节反差的描述能力。SF 指标的值越大, 融合图像越清晰。

7. SSIM (结构相似度)

SSIM 的定义为:

$$SSIM(A, B, F) = \frac{1}{2} (SSIM(A, F) + SSIM(B, F)) \quad (1-18)$$

其中, $SSIM(A, F)$ 与 $SSIM(B, F)$ 分别代表源图像 A 、 B 和融合图像 F 的结构相似度。

$$SSIM(A, F) = \frac{(2\mu_A \mu_F + C_1) \cdot (2\sigma_{AF} + C_2)}{(\mu_A^2 + \mu_F^2 + C_1)(\sigma_A^2 + \sigma_F^2 + C_2)} \quad (1-19)$$

$$SSIM(B, F) = \frac{(2\mu_B \mu_F + C_1) \cdot (2\sigma_{BF} + C_2)}{(\mu_B^2 + \mu_F^2 + C_1)(\sigma_B^2 + \sigma_F^2 + C_2)} \quad (1-20)$$

其中, μ_A 、 μ_B 、 μ_F 分别代表源图像 A 、 B 和融合图像 F 的均值; σ_A^2 、 σ_B^2 、 σ_F^2 分别代表源图像 A 、 B 和融合图像 F 的方差; σ_{AF} 、 σ_{BF} 分别代表源图像 A 、 B 和融合图像 F 的联合方差。为了简化模型, 本文中 C_1 和 C_2 均取 0。

SSIM 衡量融合图像与源图像的结构相似度。SSIM 值越大, 表明融合图像的结构与源图像的结构越相似。

8. 交叉熵 (Cross Entropy, CE)

交叉熵反映了融合图像和源图像间灰度信息分布的差别, 可以弥补信息熵的不足。交叉熵越小, 融合图像和源图像的差别越小, 两幅图像越接近, 融合质量就越好。交叉熵公式如下:

$$CE_{F,Z} = \sum_{i=1}^{L-1} p_Z(i) \log_2 \frac{p_Z(i)}{p_F(i)} \quad (1-21)$$

式中, $p_Z(i)$ 表示源图像的灰度级分布概率。

将所求的两幅源图像与融合图像的交叉熵求和得到融合图像交叉熵评价指标, 如下式所示:

$$CE_{AB}^F = CE_{F,A} + CE_{F,B} \quad (1-22)$$

$$CE_{F,A} = \sum_{i=1}^{L-1} p_A(i) \log_2 \frac{p_A(i)}{p_F(i)} \quad (1-23)$$

$$CE_{F,B} = \sum_{i=1}^{L-1} p_B(i) \log_2 \frac{p_B(i)}{p_F(i)} \quad (1-24)$$

9. 图像质量评价因子 (Piella模型, Q_E)

基于结构相似度理论, Piella 提出了三种图像质量评价指标: 图像融合质量评价因子 Q 、加权融合质量评价因子 Q_W 和边缘结构融合质量评价因子 Q_E 。 Q 的运算过程是首先利用滑动窗口对源图像和融合图像分块, 计算每个子块的 SS 。 Q 的定义为:

$$Q(A, B, F) = \frac{1}{|W|} \sum_{\omega \in W} (\lambda_A(\omega) \cdot SS(A, F|\omega) + \lambda_B(\omega) SS(B, F|\omega)) \quad (1-25)$$

$$\lambda_A(\omega) = \frac{s(A|\omega)}{s(A|\omega) + s(B|\omega)} \quad (1-26)$$

$$\lambda_B(\omega) = \frac{s(B|\omega)}{s(B|\omega) + s(A|\omega)} \quad (1-27)$$

其中, ω 表示窗口, W 是所有窗口的族, $|W|$ 是 W 的基数, $SS(A, F|\omega)$ 和 $SS(B, F|\omega)$ 表示融合图像 F 与源图像 A 、 B 在窗口中子块的 SS , $\lambda_A(\omega)$ 和 $\lambda_B(\omega)$ 表示局部区域窗口权重值, $s(A|\omega)$ 和 $s(B|\omega)$ 表示图像显著性, 比如方差、对比度、信息熵等。

由于每个子块的重要程度差异性, Piella 提出一种加权融合质量评价因子 Q_W , 定义如下:

$$Q_W(A, B, F) = \sum_{\omega \in W} c(\omega) (\lambda_A(\omega) SS(A, F|\omega) + \lambda_B(\omega) SS(B, F|\omega)) \quad (1-28)$$

式中, $c(\omega)$ 是窗口的整体显著性, $c(\omega) = C(\omega) / (\sum_{\omega' \in W} C(\omega'))$, $C(\omega) = \max(s(A|\omega), s(B|\omega))$ 。

考虑到人类视觉系统对边缘信息最为敏感, 对源图像和融合图像进行边缘检测得到边缘图像 X' 、 Y' 和 Z' , 进而求边缘图像的 Q_W , 得到边缘结构融合质量评价因子 Q_E :

$$Q_E(A, B, F) = Q_W(A, B, F)^{1-d} \cdot Q_W(A', B', F')^d \quad (1-29)$$