

# 面向桥梁目标自动检测的多源遥感图像融合模型与方法

蒋咏梅 刘伟 雷琳  
(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

**摘要** 作为信息增值的一种有效手段, 图像融合技术已广泛地用于成像遥感应用领域。面向目标识别的图像融合需依据不同的目标任务建立不同的融合模型。该文提出了适于桥梁目标自动检测的多源遥感图像融合模型和方法。该模型充分考虑了数据源特性、遥感图像中的桥梁目标特征和目标背景特征, 能在复杂大幅场景中有效地检测桥梁。真实多源遥感图像的实验结果验证了该模型和方法的合理性。

**关键词** 图像融合, 融合模型, 桥梁目标检测

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)10-1794-04

## Fusion Model for Bridge Automatic Detection in Multi-source Remote Sensing Imagery

Jiang Yong-mei Liu Wei Lei Lin

(School of Electronic Science and Engineering, NUDT, Changsha 410073, China)

**Abstract** Image fusion principles have been widely used in application of imaging remote sensing as an effective means of synergistic combination of information. Image fusion applied for target recognition should be modeling for each different task. A kind of fusion model for bridge automatic detection in multi-source remote sensing image is proposed in the paper, which is designed based on the character of multi-source data, bridge identity and the background feature in remote sensing images. The results of bridge automatic detection in real images of complex scene prove the model's validity.

**Key words** Image fusion, Fusion model, Bridge detection

### 1 引言

一般说来, 图像融合技术主要分成两类<sup>[1]</sup>: (1) 以增强图像目视效果和可解译性、改善图像可靠性为目的, 以整个多源图像数据集为处理对象的信息综合; (2) 以自动目标分类与识别为最终目的, 以ROI或感兴趣目标为研究对象的特征信息选取、综合与判别<sup>[2, 3]</sup>。第(2)类融合方法的设计着眼于为了检测/分类特定的目标而融合图像, 其重点是用有限的处理融合那些最可能包含目标的区域, 在最必需的层次上进行融合来得到期望的检测/分类性能。这与第(1)类图像融合设计有很大的差别, 第(1)类图像融合设计必须融合所有数据来得到一个新的空间数据产品, 新数据产品包含了所有源信息的最佳复合属性。

目前公开发表的文献中有关的图像融合技术和方法多属于第(1)类<sup>[4]</sup>。相关的报道表明, 遥感信息融合技术在美军的桥梁目标检测与识别、战场监测等方面有着广泛而成功的应用, 但具体的融合技术极少公开。本文所研究的图像融合技术属于第(2)类。

信息融合是得到稳健的目标识别性能的有效途径之一, 建立有效的融合模型是多源遥感信息融合的前提。对任一目标的检测、分类与识别都可沿图1所示图像融合处理流程实现, 我们将与某一确定目标相关的融合处理流程定义为用于

此目标检测、分类与识别目的的融合模型。由于不存在普适的融合模型, 不同的目标识别任务需建立其相应的融合模型, 以实现性能最优的目标检测、分类与识别。本文将依据信息源的特点(传感器参数、成像几何、空时谱分辨率等)、桥梁目标特征、桥梁所处的背景(河流)特征建立适于桥梁目标检测的融合模型。下文将首先具体地介绍面向桥梁目标自动检测的多源图像融合模型及其合理性, 接着依据所建立的模型用真实的多源遥感图像进行桥梁目标的自动检测, 最后在实验结果分析的基础上给出结论。

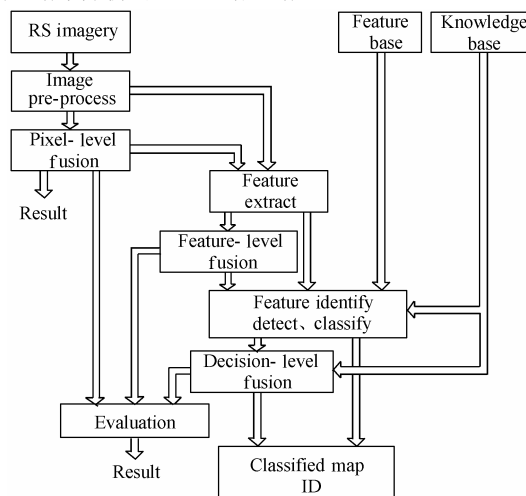


图1 图像融合处理流程图

Fig.1 Procedure of image fusion

## 2 面向桥梁目标自动检测的多源遥感图像融合模型

本文关注的是多源遥感图像中横跨于河流上的桥梁目标的自动检测, 河流是目标固定的背景。此时桥梁的检测一般是先提取桥梁所在的背景——河流, 然后限于河流区域来提取桥梁。这种处理顺序可以大大减少自动桥梁检测的难度, 同时和目视判读的过程保持一致。

### 2.1 多源图像中桥梁目标及河流背景特性分析

随着成像遥感传感器技术的发展, 目前可以获取的遥感图像的种类和数目在不断增多, 主体包括光学图像(如全色图像、多光谱图像), SAR 图像和红外图像。数据源特性分析的结果有如下结论。

(1) 光学图像具有目视直观的优点, 图像中的目标特征与人的认知经验一致, 其中全色图像可以获得很高的空间分辨率, 易于提取目标清晰的几何特征; 与全色图像相比, 光学成像中的多光谱图像有一定的光谱分辨能力。谱信息对于地物分类和环境侦察有重要意义。一般多光谱图像分辨率较全色图像的要低。

(2) 水体在可见光图像中通常都呈现为灰色或浅灰色, 由于水对红外线具有强烈的吸收能力, 因此, 水体在近红外、红外图像中通常呈现均匀一致的黑色, 这使得水体的轮廓在图像中呈现得更为清晰, 更易于判明水体的轮廓和范围, 这将有利于以水域为背景的目标检测与识别。此外, 近红外图像可以揭露伪装, 利用的是伪装材料(如覆盖的绿色植物)与背景在近红外波段光谱反射能力的差异。

(3) SAR 是一种与光学传感器不同性质的主动相干遥感系统。SAR 图像像素的灰度决定于地物散射、吸收或透过电磁波的情况, 与雷达发射电磁波的波长、雷达的成像几何(雷达视线的入射角)、极化方式、目标的复介电常数、目标粗糙度和目标的几何特征等因素有关。SAR 成像对光学成像遥感的补充表现在: (a) 光学成像受限的时间和气候, 以 SAR 成像遥感为主。(b) 对于可能存在叶簇覆盖或地表浅层覆盖的隐蔽目标以及制式假目标或迷彩伪装时, 将两种遥感手段给出的判决结果在决策层融合, 实现目标检测率的提高。

### 2.2 桥梁目标自动检测的多源图像融合模型

依据以上数据源分析的结论, 可以选取低分辨率的近红外图像、高分辨率的全色图像和 SAR 图像为信息源。目前商用卫星光学成像遥感多提供全色图像和包括近红外波段的多光谱图像, 因此, 该模型对图像源的要求是不难满足的。

全色图像分辨率高, 图像中桥梁目标几何特征清晰, 表现为近似平行线段, 同时河流灰度层次丰富, 河流区域的自动提取比较困难; 近红外图像中河流呈现均匀的暗黑色, 河流和陆地灰度差别显著, 因而河流区域的自动提取简单快速, 而桥梁目标的几何特征相对模糊。考虑到光学图像受天

候影响(如云层遮挡)可能存在的漏检现象, 而 SAR 成像遥感具有全天时、全天候的优点, 将光学图像桥梁检测的结果与 SAR 图像桥梁检测的结果在决策层融合, 必将有效地提高目标检测率。因此利用 3 幅图像所提供信息的互补性和冗余性, 结合三者的特点, 设计了如图 2 所示的多源遥感图像桥梁自动检测流程, 即桥梁检测的融合模型。

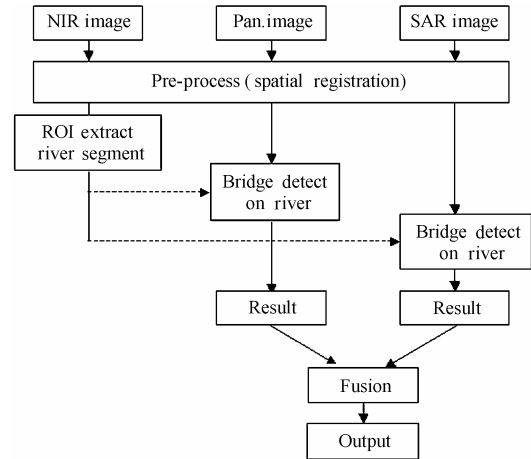


图 2 桥梁检测的融合模型

Fig.2 Fusion model for bridge detection

由图 2 可知, 基于多源遥感图像融合的桥梁目标自动检测将选择配准好的高分辨率全色图像, SAR 图像和近红外图像为信息源。首先用近红外图像提取河流区域(河流二值图模板), 并将河流模板映射到高分辨全色图像和 SAR 图像中, 然后分别在全色和 SAR 图像的河流区域内检测桥梁。以全色图像的桥梁检测结果为主, SAR 图像的桥梁检测结果为辅, 在决策层融合以提高检测率和可靠性, 以弥补光学成像遥感在天时、天候、云层覆盖、存在伪装和隐蔽目标等情况的不足。

## 3 实验过程及结果分析

实验采用经过几何校正和配准的 SPOT XS3 近红外图像, IRS 全色图像和 Radarsat 图像, 如图 3, 图 4, 图 5 所示。从图像可以看出, IRS 图像中地物边缘较清晰, 能较好地提取桥梁边缘, 但是河流灰度动态范围较大, 不易于河流区域的自动分割; SPOT XS3 图像灰度基本分为 3 类, 河流在整个图像中处于暗区, 城镇属于一类, 灰度值较河流亮, 山区属于一类, 灰度值最大, 易于简单快速地分割各区域; Radarsat 图像中河流为弱反射, 部分桥梁整体为强反射, 部分桥梁反映为离散的强散射点。具体的桥梁检测步骤为: (1) 预处理: 近红外图像、全色图像和 SAR 图像间的配准。(2) 提取河流区域(ROI): 利用近红外图像分割河流区域。(3) 桥梁目标检测: 利用(2)中得到的河流背景作为区域限制条件, 在全色图像和 SAR 图像上分别检测桥梁。(4) 决策级融合: 融合全色图像和 SAR 图像各自检测的结果, 得到最终输出。



图 3 SPOT xs3 近红外图像      图 4 IRS 全色图像  
Fig.3 SPOT xs3      Fig.4 IRS pan. image NIR image

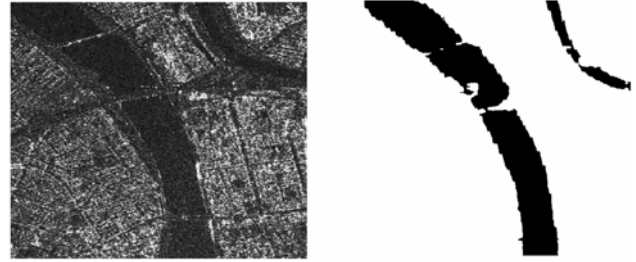


图 5 Radarsat 图像      图 6 近红外图像  
分割得到的河流模板  
Fig.5 Radarsat image      Fig. 6 River mask  
segmented from NIR image

### 3.1 近红外图像分割

近红外图像分割河流区域可采用的具体方法有基于灰度分布的方法、基于纹理的方法和Markov随机场方法。实验采用了一种非参数、非监督的自动门限选取分割法，即类别方差自动门限法(OTSU法)<sup>[5]</sup>，简述如下。

假设一幅给定图像的灰度级为  $L$ 。图像中灰度值是  $i$  的像素数为  $n_i$ ，各灰度值出现的概率为

$$p_i = n_i / \sum_{i=1}^L n_i \quad (1)$$

假设门限取为灰度值  $K$ ，将图像分割成两个区域，灰度为  $1 \sim K$  的所有像素构成区域  $C_0$ ，灰度大于  $K$  的像素构成区域  $C_1$ 。 $C_0$  和  $C_1$  之间的类间方差  $\sigma_B^2$  计算如下

$$\sigma_B^2 = w_0(u_0 - u_T)^2 + w_1(u_1 - u_T)^2 = w_0 w_1 (u_1 - u_0)^2 \quad (2)$$

其中

$$w_0 = \sum_{i=1}^k p_i \quad (3)$$

$$w_1 = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - w_0 \quad (4)$$

$$u_0 = \frac{1}{w_0} \sum_{i=1}^k i \cdot p_i \quad (5)$$

$$u_1 = \frac{1}{w_1} \sum_{i=k+1}^L i \cdot p_i \quad (6)$$

$$u_T = \sum_{i=1}^L i \cdot p_i \quad (7)$$

采用最大类间方差准则，则最佳阈值是  $k^*$ ，使得

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k < L} \sigma_B^2(k) \quad (8)$$

得到初始分割结果后，进一步经过区域合并，小孔填充，小区域舍弃等后处理，得到如图 6 所示较好的河流区域分割图(二值图)。然后以图 6 为模板，截取与近红外图像配准的全色图像和 SAR 图像的河流区域，下面将分别仅限于全色图像的河流区域和 SAR 图像的河流区域检测桥梁目标。可以看出，以河流背景作为区域限制条件，大幅减小了直线提取的处理范围和难度。根据分割结果，估计河流的大致宽度，还可设定后续桥梁直线提取的长度阈值。

### 3.2 全色图像河流区域的桥梁检测

桥梁在全色图像中具有线状的几何特征。通常直线的提取包括两个过程：(1) 边缘检测，(2) 形成有意义的线。实验中采用 Sobel 算子检测边缘，得到梯度的幅度和相位。

采用Burns法<sup>[6]</sup>由边缘形成线特征。将梯度相位量化为整数个范围，相位标记相同且位置相邻的边缘编组为直线支持区，由线支持区通过最小二乘方法拟合得到直线。

由于同一线特征可能被提取为多条线段，接着需要将本属于一条线段的多个断裂的线段连接起来。在线段连接中利用的特征有相邻性，共线性，重叠性，对比度等。然后，需依据桥梁、河流的上下文信息，滤除干扰线段。最后提取桥梁外边缘的近似平行线，并估计桥梁的长、宽和方向等目标特征参数。检测结果如图 7，图 8 所示。



图 7 线段提取的结果

Fig.7 Extracted lines

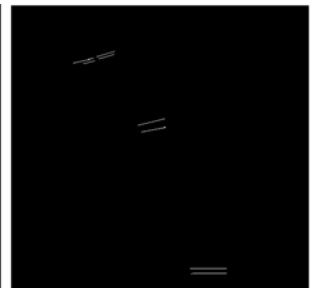


图 8 模板区域内全色图像提取的近似平行线段

Fig.8 Near parallel pairs in river region of pan. image

### 3.3 SAR 图像河流区域的桥梁检测

SAR 图像中的桥梁通常为强反射，河流为弱反射。但 SAR 图像受相干斑干扰严重，易产生虚警。由于 SAR 成像机理的特点，桥梁目标的材质、结构的变化，使得桥梁在 SAR 图像中的表现形式多样，再加上斑点噪声的影响，从而导致 SAR 图像中的桥梁检测困难。

针对 SAR 图像中的桥梁目标特征，采用滑动窗口内的 Radon 变换来检测直线。

二维欧拉空间的 Radon 变换可定义为

$$\bar{f}(\theta, \rho) = \iint_D f(x, y) \delta(\rho - x \cos(\theta) - y \sin(\theta)) dx dy \quad (9)$$

这里  $D$  表示图像区域,  $f(x, y)$  表示点  $(x, y)$  处的灰度值,  $\delta$  是辛格函数,  $\rho$  是原点到直线的垂直距离。  $\theta$  是原点到直线的垂线与  $x$  轴的夹角。

基于窗口内统计累加的 Radon 变换直线提取可以有效地抑制斑点噪声的影响。检测结果如图 9 所示。

### 3.4 检测结果的决策层融合

对光学图像和 SAR 图像分别检测桥梁之后, 为得到稳健可靠高检测率的结果, 需进一步在决策层融合两者的检测结果。如图 10 所示。



图 9 模板区域内 SAR 图像的桥梁检测结果

Fig.9 Detected bridges of SAR image



图 10 最终检测结果 (叠加至全色图像)

Fig.10 The last detected bridges

(1) 对两幅图像的检测结果进行桥梁目标位置关联和简单的布尔运算, 应用逻辑的 OR 来组合两个独立的检测结果;

(2) 对关联上的每对桥梁目标, 进一步修正目标特征参数, 并标记其高可靠性;

(3) 对未关联上的桥梁目标, 在输出结果属性说明其检测结果来自哪幅图像。

本文提出的融合模型对多源遥感图像中的桥梁检测是具有通用性的, 它是通过近红外图像提供的河流区域信息限制了高分辨率全色图像和 SAR 图像上用于检测识别桥梁的区域, 从而使后续的桥梁检测工作难度大大减小, 效率大大提高。可以看出, 此方法对图像配准的精度要求不必太高, 只要能保证经河流区域限制后桥梁的主体部分能被保留下来。这是因为河流上的桥梁分布总会间距一定的距离, 几个像素的配准误差不会影响基于位置的桥梁目标关联结果。两幅图像桥梁目标检测结果叠加或补漏时, 可依据河流模板的位置和宽度对检测结果进行一定的修正。

SAR 图像检测结果的辅助作用将在光学成像遥感不足

的时刻(如受云层遮盖影响)充分体现出来, 由于实验所采用的全色图像中每座桥梁均清晰可辨(单源图像检测无漏检), 因此, 融合的结果并未体现出检测率的提高。

## 4 结束语

针对遥感图像中的桥梁目标检测问题, 本文建立了面向桥梁目标自动检测的多源遥感图像融合模型和方法。它是通过利用近红外图像提取的河流背景信息来限制高分辨率全色图像和 SAR 图像上用于检测桥梁的区域, 从而使后续的桥梁检测工作难度大大减小, 效率大大提高。同时利用全色图像和 SAR 图像桥梁检测结果的互补性, 进一步提高检测率和检测结果的可靠性。另外, 已发射的多颗商用卫星传感器都有近红外波段, 因此, 此模型所要求的数据源容易得到满足。文中依据所建立的融合模型用真实的多源遥感图像可靠无漏检地检测出了桥梁目标。实验结果证明了本文方法有效可行。

## 参考文献

- [1] Hall D L, Llinas J. Handbook of Multisensor Data Fusion. Boca Raton: CRC Press, 2001, Part I.
- [2] Jorge E, *et al.*. Target detection via combination of feature-based target-measure images. SPIE, Florida 1999, Vol. 3720: 345-356.
- [3] Lallier E, Farooq M. A real time pixel-level based image fusion via adaptive weight averaging. 3rd International Conference on Information Fusion, Fusion 2000, Paris, 2000: 451-461.
- [4] Pohl C, Van Genderen J L. Multisensor image in remote sensing: concepts, methods and applications. *Int. J. Remote Sensing*, 1998, 19(5): 823-854.
- [5] Nobuyuki Otsu. A theshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [6] Burns J B, Hanson A R, Riseman E M. Extracting straight lines. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(4): 425-445.

蒋咏梅: 女, 1970 年生, 副教授, 研究方向为多源遥感图像处理, SAR 图像解译等。

刘 伟: 男, 1979 年生, 讲师, 研究方向为遥感图像信息处理。

雷 琳: 女, 1980 年生, 博士生, 研究方向为遥感图像配准和特征提取。