

文章编号: 1007-4619(2008)01-0077-08

基于目标关联的多源卫星遥感图像 兵营融合检测方法

周钟娜, 陈 昕, 徐守时

(中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 安徽 合肥 230026)

摘 要: 目前的目标融合检测方法大都是基于多源遥感图像配准的, 然而在实际的应用中, 成像机理不同的多源遥感图像的精确校正和图像间的配准是十分复杂的, 难以确保其配准精度。为此, 本文提出了一种基于目标关联的多源卫星遥感图像的兵营融合检测方法。该方法不对图像进行配准, 而是根据单源图像的目标自动检测结果, 利用图像的大地坐标信息, 截取包含目标的同一地区的局部遥感图像, 再分别提取多源遥感图像目标的特征, 并根据其中冗余的特征, 对提取的目标区域建立关联, 再由关联检验确保特征关联的正确性, 最后对目标特征进行融合决策, 得到目标融合检测结果。实验结果表明, 该方法能有效地利用多源遥感图像的信息, 降低遥感图像目标检测的误判率, 提高目标特征的准确度。

关键词: 多源遥感图像; 融合检测; 特征关联; 关联检验

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

随着计算机技术、通信技术的发展和遥感图像应用的迫切需求, 多源遥感图像融合技术在目标检测中的应用日益广泛。特别是光学遥感图像与 SAR 图像, 由于其不同的成像机理, 对同一目标所提取的不同特征能反映目标的不同特性, 对它们的优化组合, 既保留了参与融合的多特征的有效鉴别信息, 又在一定程度上消除了由于主客观因素带来的冗余信息, 对目标的检测无疑具有重要的意义。

目前, 光学遥感图像与 SAR 图像融合的目标检测方法大都是基于多源遥感图像配准的^[1, 2]。这种基于配准的融合检测方法, 能很好地实现光学遥感图像与 SAR 图像目标特征的融合, 提高目标检测率。但一幅遥感图像幅宽高达数万像素 $\times$ 数万像素, 传统高精度配准的方法^[3, 4]要花费不少的时间, 这对许多遥感图像自动快速处理的应用场合, 在时间性的要求上有直接矛盾。同时由于成像机理不同, 在整幅光学遥感图像与 SAR 图像间, 搜寻上百对控制点也绝非易事。文献[5]提出了一种通过检

测识别出的感兴趣目标质心和目标区域获得地面控制点, 实施局部区域精校正的方法。采用该方法可以实现对一些比较容易辨别和检测的明显目标(机场等)的快速融合检测, 但对于大量不含明显目标的区域则无法达到足够的配准精度。

本文在分析遥感图像中目标特点的基础上, 针对只经过系统级简单几何校正的遥感图像, 提出了一种基于目标关联的 SPOT 和 SAR 图像兵营融合检测方法。该方法不通过整幅遥感图像间的配准来获得目标区域的映射关系, 而是首先利用图像自身的大地坐标信息, 根据可见光图像的目标检测结果, 自动截取包含目标的同一地区的可见光和 SAR 局部图像; 再分别提取单源图像检测结果的目标特征, 通过对提取的目标特征进行关联来建立目标的对应关系, 并对关联结果进行检验确保其准确性。通过将本文方法与基于配准的融合检测方法进行比较, 验证了此方法的有效性。

2 遥感图像中目标的特点

以下选择标准兵营作为研究目标, 这一类目标一

收稿日期: 2006-10-12 修订日期: 2007-03-12

作者简介: 周钟娜(1982—), 女, 2004年毕业于中国科学技术大学, 获工学学士学位, 现为中国科学技术大学硕士研究生。主要从事图像处理 and 模式识别的研究。E-mail: zhongna_zi@gnail.com

般靠近交通干线,整体构造规整,主要包括排列整齐的若干处建筑群和一块方形或长方形训练场。其中建筑群大多以训练场为中心建于两侧。由于目标的主要组成部分建筑群和矩形训练场都有较大的尺寸,如果在高分辨率(0.6m)图像上检测,细节十分丰富,计算量较大。如果图像分辨率太低(10m 及以上),目标区域的各建筑变模糊又难以检测,因此选择在分辨率为 5m 左右的图像上检测目标。采用的卫星遥感图像为包含大地坐标(大地坐标误差大约在 $1\sim 2\text{km}$)的 SPOT 图像(分辨率 5m)和 Radarsat-1 SAR 图像(分辨率 6.25m),这两种性质不同且各具特色的图像,可以很好地体现目标特征上的互补性。经过分析,这两种图像上的目标特征分别如下:

SPOT 图像,目标区域细节丰富,能够比较准确检测目标并获取目标的几何尺寸、形状等参数和特征,但是易受各种干扰因素的影响。例如单个建筑物可能由于灰度与周围环境区别不大,造成检测时的漏警;训练场可能由于停有各种车辆(坦克、装甲车等)或地面铺设材料不同等原因,灰度和纹理情况复杂,难以被准确地分割出来。

合成孔径雷达(SAR)具有强穿透能力,可以揭示伪装;建筑群由于入射的雷达波角反射,在 SAR 图像上为带状亮斑;训练场由于对雷达波的后向散射系数小,灰度很低。因此, SAR 图像上能够快速定位目标,所提取的目标特征也比较准确。但是受到 SAR 图像固有的斑点噪声的干扰,其单源图像目标检测存在一定的误判率,并且能提取的目标特征不多。

3 基于目标检测的特征融合方法

基于上述认识,提出如下的卫星遥感图像目标区域融合检测的方法:

(1) 利用系统级几何校正的 SPOT 图像,初步进行自动目标检测,自动截取包含潜在目标的局部图像,并根据图像的大地坐标信息,截取包含同一地区的 SAR 局部图像(由于大地坐标的误差大约在 $1\sim 2\text{km}$,因此局部图像应有足够的大小以确保包含目标区域),在 SAR 局部图像上自动检测目标;

(2) 在目标检测基础上,提取目标特征,选取合适特征进行自动目标关联,建立同一目标在不同图像源上的对应关系;

(3) 为了确保自动目标关联的正确性,防止错误的目标关联,应对关联后的结果进行检验,通过反

馈机制修正错误的目标关联;

(4) 基于正确的目标关联对目标区域的特征进行融合,得到目标融合检测结果。

图 1 是该方法的流程图。

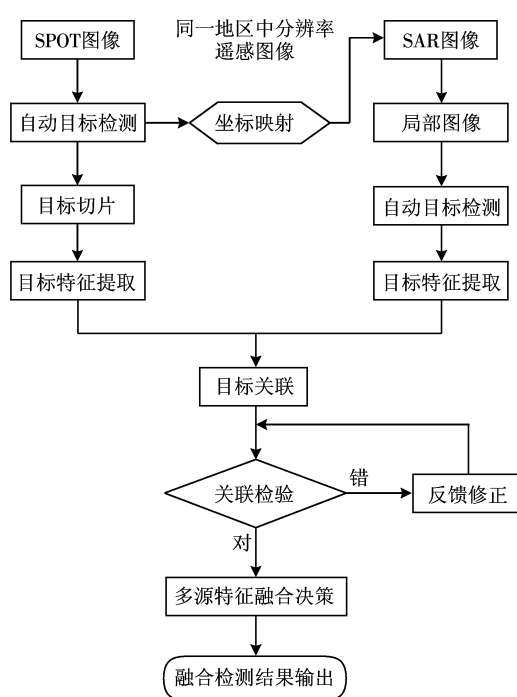


图 1 特征融合算法流程图

Fig 1 Flow chart of feature fusion method

3.1 目标检测与特征提取

3.1.1 SPOT 图像中的目标检测

SPOT 图像上,各训练场灰度及纹理差别较大,难以准确分割,而建筑群大都是排列整齐的楼房,有明显的阴影,较容易定位。因此先采用阴影检测与建筑物聚类相结合的方法检测目标的建筑群,再提取训练场。

阴影检测采用基于直方图局部峰值的非监督聚类方法。聚类过程近似于直方图分割,类的初始边界在直方图局部峰值上,为了防止过分割和欠分割,根据类内的最大距离对初始聚类结果进行分裂和合并操作^[9]。阴影属于最低灰度级别,因此在结果中选择灰度最低的类作为阴影的类,并将阴影作为建筑物存在的证据。

建筑物聚类采用基于区域生长的聚类方法^[7],利用真实目标建筑物相对集中而虚假目标建筑物相对较离散的分布特点,结合目标间距和目标自身的长宽、方向、不变矩等特征聚为一类。

最后,在建筑群周围区域内采用区域生长的分割

算法提取训练场, 并将邻近同一个训练场的建筑群归入同一个目标。图 2 是某地区的目标检测结果。



图 2 SPOT 图像目标检测结果示意图

Fig 2 The result of target detection in SPOT image

3.1.2 SAR 图像中的目标检测

在 SAR 图像上, 训练场灰度低较容易定位, 而建筑物受 SAR 斑点噪声的干扰, 提取有一定难度。因此先检测训练场, 再在其周围区域内检测建筑群。

首先采用模板卷积的方法寻找灰度均值较小的矩形区域, 再选取面积大于阈值的区域作为可能的训练场区域, 然后在这些区域周围的局部图像内, 利用建筑群的方向性, 采用局部 Hough 变换检测。检测结果如图 3 所示, 图中以白色条带的方式给出了建筑物带状亮斑的方向和宽度, 位于图像中心的具有两组规则条带的为目标, 两组条带间的矩形区域为训练场。最后, 从条带的两端向中间搜索, 得到建筑物带状亮斑的准确起始点和终止点。

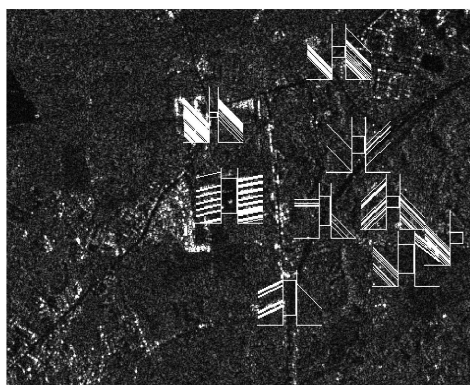


图 3 SAR 图像目标检测结果示意图

Fig 3 The result of target detection in SAR image

3.1.3 特征提取

特征提取应根据图像源的成像特点和目标本身

的特征进行, 尽量选择较多特征来全面描述目标。根据目标分析与检测的结果, 特征提取包含个体特征与群体特征。其中, 个体特征包括:

长轴长度: 目标区域中相距最远的两点之间的距离。对于矩形目标, 长轴长度近似于矩形的长。

短轴长度: 目标区域在垂直于长轴的方向上的相距最远的两点之间的距离。对于矩形目标, 短轴长度近似于矩形的宽。

SAR 图像中建筑物的带状亮斑是由于建筑侧面的角反射形成的, 不能反映建筑物的实际宽度, 同样 SPOT 图像上检测出的建筑物阴影也不能反映建筑物的实际宽度, 因此不提取建筑物短轴长度。

群体特征包括:

建筑数目: 指一组建筑群的建筑总数, 反映了建筑群的规模。

建筑物间距: 指一组建筑群中相邻两栋建筑的中心距离。

共线度与分散度: 建筑群的排列方式 (如建筑中心是否排列在一条直线上) 是本文关心的, 因此采用式 (1) 来衡量每组建筑群的共线程度。共线度 L 越小表示建筑群的排列越接近于直线。式 (2) 用于衡量群内建筑物分布的分散程度。在相邻建筑物间距一定时, 分散度 D 越大表示群内建筑物越分散。

设第 i 栋建筑中心点在以建筑群重心为原点的极坐标系中的坐标为 (ρ_i, θ_i) ,

$$L = \sum_{i=1}^n (\theta_i - \bar{\theta})^2 / n \quad (1)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} \theta_i = \theta_j & 0^\circ \leq \theta_i < 180^\circ \\ \theta_i = \theta_i - 180^\circ & \theta_i > 180^\circ \end{cases}, \quad \bar{\theta} = \sum_{i=1}^n \theta_i / n$$

$$D = \sum_{i=1}^n (\rho_i - \bar{\rho})^2 / n, \quad \bar{\rho} = \sum_{i=1}^n \rho_i / n \quad (2)$$

3.2 目标关联

兵营是组合目标, 在 SPOT 和 SAR 图像上都能够获得诸如建筑群的建筑数目、间距、共线度与分散度等目标特征, 以及训练场与建筑群的位置关系。依靠这些信息就可以粗略地描述目标结构。因此目标关联首先进行目标切片的局部特征关联, 得到各组成部分的模糊相似度, 再通过指派逻辑综合, 判断目标切片间是否存在对应关系。当目标切片的某一组成部分的单源图像检测结果出现较大误差时, 采用局部特征关联还可以减轻其对目标关联结果的影响。

局部特征关联选择目标切片中与训练场相对位置相同的建筑群, 计算它们的特征模糊相似度 (若其中一个单源检测结果中同一位置上未检测出建筑群, 则该组建筑群的特征模糊相似度为 0), 由于未知各个特征对模糊相似度的贡献大小, 因此采用一个二层 BP神经网络来训练特征的关联权值。

首先为每一组建筑群设置一个标志位, 用于表示其位于训练场的上、下、左、右 4 种相对位置情况, 再为其构造一个关联特征矢量 $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_5]$ (其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5$ 依次是建筑群的建筑数目、平均间距、平均长度、共线度与分散度)。设 SPOT 图像目标切片上一组建筑群的关联特征矢量为 λ_1 , SAR 局部图像目标切片上一组建筑群的关联特征矢量为 λ_2 。当 λ_1 和 λ_2 具有相同的标志位时, 采用式 (3) 计算两者的归一化距离矢量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_5]$, 将其作为网络输入。

$$x_i(\lambda_{1i}, \lambda_{2i}) = \exp\left[-\left(\frac{\lambda_{1i}}{\lambda_{2i}} - 1\right)^2\right], \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

二层 BP神经网络结构如图 4 所示。

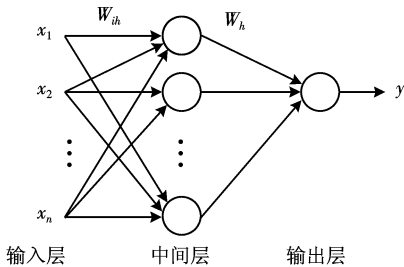


图 4 二层 BP神经网络结构图
Fig 4 The 2-level BP Neural Network

当输入第 k 个数据 $x(k)$ 时, 中间层的结点 l 的输入加权和为:

$$S_l(k) = \sum_i x_i(k) W_{ih} \quad (4)$$

相应地, 结点 l 的输出为:

$$y_l(k) = f[S_l(k)] \quad (5)$$

输出层结点的加权和为:

$$S(k) = \sum_h y_h(k) W_h \quad (6)$$

$$f[S(k)] = \frac{1}{1 + \exp[-S(k)]} \quad (7)$$

$$y = f[S(k)] = f\left[\sum_h W_h \times \left[\sum_i x_i(k) W_{ih}\right]\right] \quad (8)$$

式中, W_{ih} 表示由输入 $x_i(k)$ 到中间层的 l 结点的连接强度, W_h 表示由中间层结点 l 到输出层结点的连接强度, $f(S)$ 为转移函数。网络输出 y 即为两组特

征的模糊相似度 ($0 \leq y \leq 1$), y 越接近 1 表示两组特征向量相似程度越大。

SPOT 影像数据共有 12 个目标, 包含 22 组建筑群; SAR 影像数据共有 15 个目标, 包含 28 组建筑群。其中两种影像中都有的目标为 11 个, 相对应的建筑群为 20 组。对 SPOT 图像和 SAR 图像的建筑群两两随机组合配对, 并且适当引入虚警目标, 共得到 20 个正确样本, 200 个错误样本, 将其一半用于训练。网络训练采用反向传播算法, 权值更新采用梯度下降法, 训练速率 0.005, 迭代次数 1000 次。网络训练完毕后, 网络的权值确定, 特征关联尺度即确定。

计算 SPOT 图像与 SAR 图像目标切片中的对应建筑群的特征模糊相似度并用指派逻辑综合, 具体方法是: 先将建筑群的特征模糊相似度排序, 去掉最小的一个, 将余下的取平均值作为目标切片的模糊相似度。最后选取模糊相似度最大的两目标切片建立对应关系。

3.3 关联检验与反馈修正

尽管采取了神经网络训练关联权值, 以增加自动特征关联的可靠性, 但工程实践表明, 受卫星遥感图像检测和关联算法的影响, 错误的特征关联是难免的。显然, 如果不修正错误的特征关联, 则根据关联建立的对对应关系也是错误的, 在此基础上的融合也失去了意义。采用以下方法对特征关联结果进行检验。

针对目标的特点, 在目标检测与特征关联的基础上, 首先分别选取局部图像中建立了对应关系的两个目标切片中建筑群的四个角点, 用一个仿射变换来描述两组角点坐标间的变换关系 (角点间的距离有一个限制范围^[5], 因此要求目标区域不能太小); 然后结合局部遥感图像中道路网的自动检测结果, 对 SPOT 局部图像中的道路网目标点作仿射变换; 最后采用式 (9) 计算 SAR 图像和 SPOT 图像上道路网的归一化相关函数 $R(m, n)$ 。

$$R(m, n) = \frac{\sum_x \sum_y f(x, y) f(m+x, n+y)}{m \cdot n \left[\sum_x \sum_y f(x, y), \sum_x \sum_y f(x, y) \right]} \quad (9)$$

$$\text{式中, } f(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \text{ 是 road} \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad i = 1, 2$$

由于道路网具有很强的自相关性, 且对局部图像中的道路网目标点的变换偏差控制在 5 个像素以

内, 因此, 对于正确的特征关联, 其 $R(m, n)$ 在 $-5 \leq m, n \leq 5$ 内应存在一个明显的峰值。

对于错误的特征关联, 其 $R(m, n)$ 在 $-5 \leq m, n \leq 5$ 内没有明显的峰值, 应当将当前选用的切片舍弃, 进行反馈修正。具体方法是选取剩余切片中与关联切片模糊相似度最大的建立对应关系, 重新进行检验。如果局部 SAR 图像上检测到的所有目标切片都不能与被关联切片建立关联, 则认为该被关联切片为虚警。

3.4 特征融合决策

由于目标在两幅图像上表现形式的差异, 在两种图像上提取的目标特征往往具有一定的差异, 结合 SAR 图像和 SPOT 图像上目标的特点, 采用以下准则对目标特征进行融合: 由于在 SAR 图像上训练场后向散射系数远低于周边区域, 采用矩形模板卷积的方法能够比较准确地获得其长度和宽度, 因此训练场的长度和宽度选择 SAR 图像的检测结果。建筑的平均长度在 SPOT 图像上提取更加准确, 因此选择 SPOT 上的结果。对于建筑物的间距等特征, 在两种源图像上都能较好地提取, 就采用取平均值的方法进行融合。对于建筑群的数目特征, 在 SPOT 图像上可能不准确, 而 SAR 能够揭示伪装, 因此选取 SAR 图像提取的数目参数会取得较好

效果。

根据兵营目标的特点, 采用以下准则对融合结果进行决策, 其中的阈值范围是通过统计一定数量的目标数据而得到的经验数值。这些准则是:

- (1) 满足训练场长宽在一定阈值范围内;
- (2) 满足建筑物的平均长度在一定阈值范围内;
- (3) 满足建筑物的平均间距在一定阈值范围内。

满足以上准则的融合结果即为检测到的兵营。

经过上述处理, 可有效地利用多源遥感图像的信息, 提高所获取目标特征的准确度, 降低遥感图像目标检测的误判率。

4 实验与结果分析

下面以某地区的 SPOT-5 图像 (图 5 (a)) 和 Radarsat-1 SAR 图像 (图 5 (d)) 的实验结果为例对实验情况加以说明。其中原始 SPOT 图像尺寸为 12000×2000 原始 SAR 图像尺寸为 8207×934 。

图 5 列出了目标检测的部分实验结果图。其中, 图 5 (a) 中的白点表示 SPOT 图像检测结果中各目标的位置。图 5 (e) 为包含其中一个目标切片 (图 5 (b)) 的局部 SPOT 图像, 对应图 5 (a) 中白色

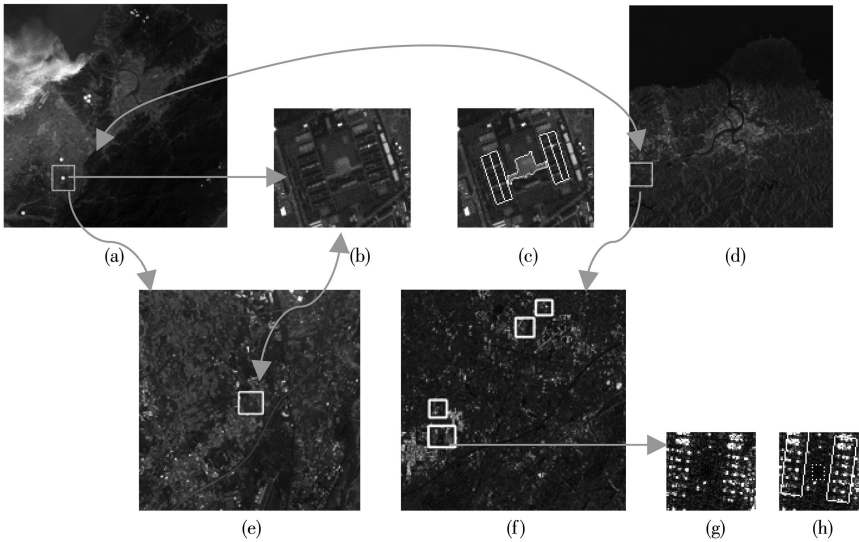


图 5 目标检测部分实验图

(a) 原始 SPOT-5 图像; (b) SPOT 图像目标检测的一个结果切片; (c) (b) 的特征图; (d) 原始 Radarsat-1 SAR 图像;
(e) 包含 (b) 的局部 SPOT 图像; (f) 由 (b) 大地坐标映射得到的局部 SAR 图像;
(g) 局部 SAR 图像中与 (b) 对应的目标切片; (h) (g) 的特征图

Fig 5 Part of target detection results

(a) SPOT-5 image (b) One target chip of SPOT image (c) Feature image of (b); (d) Radarsat-1 SAR image
(e) SPOT-5 sub image including (b); (f) SAR sub image with the same geographic coordinates as (b);
(g) Target chip associated with (f); (h) Feature image of (g)

矩形框内的区域。图 5(9)为对该目标切片特征提取的结果。图 5(f)为根据图 5(b)的大地坐标映射得到的局部 SAR图像,对应图 5(d)中白色矩形框内的区域。图 5(8)为局部 SAR图像中与图 5(b)对应的目标切片,图 5(h)为对该目标切片特征提取的结果。图 6是对关联的检验结果。其中图 6(a)和

图 6(b)中的白色矩形区域分别为关联的目标区域,图 6(9)是图 6(a)仿射变换后的结果,图 6(d)是图 6(b)和图 6(9)的归一化相关函数 $R(\eta; \eta)$ 。可以看到, $R(\eta; \eta)$ 在 $-5 \leq \eta; \leq 5$ 内有明显的峰值,并且峰值大于 0. 5 说明图 6(b)与图 6(9)有很强的相关性,关联结果正确。

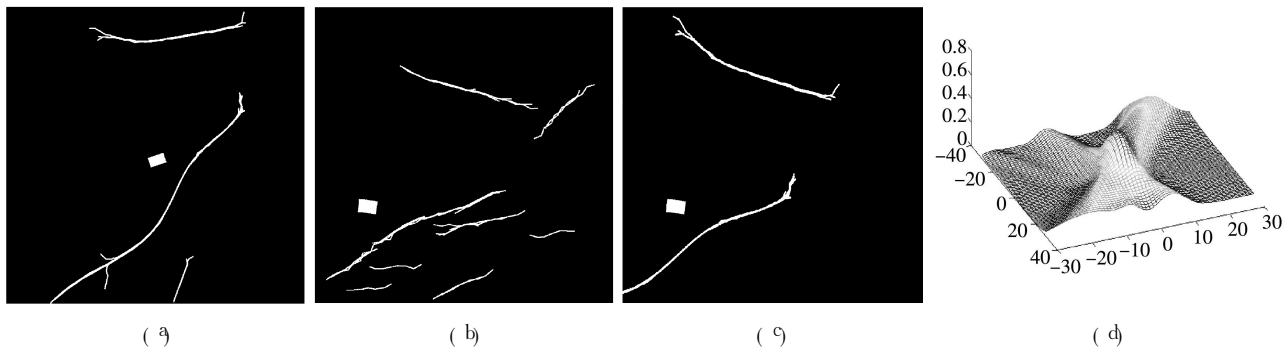


图 6 对关联的检验结果

(a) SPOT局部图像道路网信息; (b) SAR局部图像道路网信息; (9) (a)仿射变换后的结果; (d) (b)和 (9)的归一化相关函数 $R(\eta; \eta)$
Fig 6 The verification results of an association
(a) Road network in SPOT-5 sub image; (b) Road network in SAR sub image;
(9) Affine transformation result of (a); (d) The normalized correlation function of (b) and (9)

表 1列出了对正确关联目标切片的多源特征融合的结果。其中,部分单源图像的目标特征不参与融合。有些特征由于不够可靠,如 SPOT图像提取训练场时可能把连接训练场的道路一并分割出来,造成长度和宽度较大的误差,因此不参与融合;有些特征误差不大,如 SAR图像中的建筑平均长度,但是属于冗余特征,因此只参与特征关联,不参与特征融合。由表 1可以看出,通过对特征进行融合,既保留了参与融合的有效信息,使目标参数更加准确,又在一定程度上消除了特征的冗余。将融合结果的目

标参数用于决策,可有效提高目标的检测率。
作为与本文方法的对比,表 2以 3个兵营目标 A、B、C为例,对自动选取控制点方法^[5]的配准精度加以讨论。目标 A和 C位于平原, B位于山区, C附近有一个机场。选取机场、桥梁、立交桥、收费站等明显目标作为控制点,对图像进行配准(配准 1)。同时考虑到明显目标自身分布不均匀,某些位于郊区的兵营周围可能无明显目标提供地面控制点。因此去掉 C附近的机场控制点,再对图像进行配准(配准 2),以模拟该机场被云雾遮挡无法获取控制

表 1 多源特征融合结果的目标参数
Table 1 Results of target feature fusion

		实际目标特征	单源图像检测目标特征		融合目标特征
			SPOT-5 0m	SAR-6 25m	
训练场	长度 /m	71.3	—	75	75
	宽度 /m	68.2	—	62.5	62.5
建筑物	第一组数目 /个	8	—	8	8
	第一组平均间距 /m	40	38	43	41
	第二组数目 /个	8	—	8	8
	第二组平均间距 /m	40	38	38	38
	平均长度 /m	84	78	—	78

注:“—”表示未参与融合的特征。

表 2 自动配准结果中的目标中心点位置信息
Table 2 Target Location Information in Automatic registration results

	参考影像中 图像坐标	配准结果中图像坐标	
		配准 1	配准 2
目标 A	(492 7226)	(493 7227)	(497, 7228)
目标 B	(2451 5329)	(2510 5336)	(2501, 5338)
目标 C	(140 8025)	(140 8026)	(155, 8025)

点或该地区没有明显目标提供控制点的情况。从表 2 可以看到, 这两种情况下 A 的精度基本能达到要求; B 的横轴误差达 50 个像素左右, 经过分析, 由控制点精度造成的偏差大约为 5 个像素, 这一部分可以通过改进控制点提取算法进一步降低; 其余偏差是由 SAR 成像特性造成的。由于 SAR 侧视成像的特点, 山区的地形起伏会造成 SAR 影像很大的几何畸变, 存在着透视收缩、迭掩、阴影等特有现象。要消除几何畸变需要复杂的精纠正, 但精纠正需要影像的原始数据 (包括斜距, 扫描延迟, 传感器到基准面的航高等), 而非经过成像处理得到的幅值影像^[4]。另外, 当去掉 C 附近的机场控制点时, C 的配准精度下降, 横轴误差达 15 个像素。这说明对于缺乏控制点的区域其配准精度难以保证。

基于配准 1 对目标进行融合检测, 不改变单源图像的目标检测方法 with 特征融合决策准则, 检测结果见表 3。经过分析, 基于自动配准的融合检测方法 的 3 个漏警全部位于山区, 与目标 B 情况一样, 由于山区的配准精度不高, 导致其 SAR 切片映射区域不当, 造成漏警。另外还有一个目标位于影像边缘, 由于在其周围无明显目标, 局部区域控制点少, 配准精度下降, 从而导致其目标切片一组建筑群漏检。由此可见, 基于配准的融合检测方法, 配准的精度直接影响该方法的准确率, 精度达不到要求则反而会使检测率下降。

表 3 融合检测结果比较
Table 3 Detection results of the proposed method and the method based on Registration

	目标 总数	正确检测 目标数	检测不全 目标数	未检测 目标数
本文方法	11	11	0	0
基于自动配准方法		7	1	3

总的来说, 由于不依赖精纠正与图像配准, 采用本文方法能够可靠地实现目标的自动融合检测。

5 结 论

本文从遥感图像目标检测的实际应用出发, 提出了一种基于目标特征关联与关联检验的兵营融合检测方法。实验证明, 该方法能有效地降低误判率, 提高所获取目标特征的准确度, 并且具有如下优点: (1) 由于是基于目标关联和关联检验的融合检测方法, 不需要进行整幅遥感图像间的配准; (2) 在判断当前图像是否存在目标的基础上, 能准确地获取目标尺寸, 目标数量和目标位置等各种参数, 对于计算机辅助判图、军事侦察等领域有广泛的应用前景。

[注] 本文中 SPOT 图像目标区域及局部图像中的道路网的自动检测为基金项目的已有成果。

参 考 文 献 (References)

[1] Lei L, Su Y, Jiang Y M. Feature Based Classification Fusion of Vehicles in High Resolution SAR and Optical Imagery [J]. Proc of SPIE, 2005, 6043: 604323-1—604323-7

[2] Qiu D D, Ma H C, Yang Y, et al. A Study of Dam Detection Based on Multi-source Satellite Images Fusion [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(4): 449—455 [邱丹丹, 马洪超, 杨耘等. 基于多源卫星图像融合的水坝检测方法的研究 [J]. 遥感学报, 2006, 10(4): 449—455]

[3] Yu X L, Liu S L, Qian G H, et al. A New Method for Multi-Spectral and SAR Remote Sensing Image Registration [J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5(2): 100—105. [于秀兰, 刘绍龙, 钱国惠等. 一种多光谱和 SAR 遥感图像的配准方法 [J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(2): 100—105]

[4] Wang D H, Wang F, Zhou H, et al. Precise Rectification of SAR Images [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(1): 66—70 [王冬红, 王番, 周华等. SAR 影像的几何精纠正 [J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 66—70]

[5] Tang Y B, Xu S S. A New Method for Target Location Fast Correction in Satellite Image [J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(6): 449—455. [汤亚波, 徐守时. 一种卫星遥感图像目标位置快速精校正的新方法 [J]. 遥感学报, 2005, 9(6): 449—455.]

[6] Wei Y F, Zhao Z M, Song J H. Urban Building Extraction from High-resolution Satellite Panchromatic Image Using Clustering and Edge Detection [J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 04 Proceedings, 2004, IEEE International, 2004, 3: 2008—2010

[7] Cai H P, Jiang Y M, Su Y. A Clustering Method for Localizing Oil Houses Based on Region-growing [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(3): 415—420 [蔡红苹, 蒋咏梅, 粟毅. 一种基于区域生长原理的油库目标聚类定位方法 [J]. 遥感学报, 2006, 10(3): 415—420]

Barracks Detection Using Target Association Based Multi-source Satellite Images Fusion

ZHOU Zhong-na, CHEN Xin, XU Shou-shi

(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Anhui Hefei 230026, China)

Abstract An effective feature fusion strategy applied in barracks detection is proposed, which takes advantage of the complementary target features in Synthetic Aperture Radar (SAR) and optical satellite images. With more details, it is easier to detect barracks in optical satellite images. However, extracted features in optical satellite images may be unreliable because of the complex background. Thus feature fusion between SAR and optical satellite images is needed. Traditional fusion detection methods are commonly using image registration to set up mapping of the same target in multi-source satellite images. However, due to side looking character of SAR imaging, the hypsography may cause distortion and precise rectification of the distortion will be very complex. What is more, reference control points are different to select because of the different imaging methods, and co-registration between SAR and optical satellite images may be not perfect. Thus, in this paper we tried to avoid precise rectification and co-registration. The proposed method firstly locates barracks in optical satellite images and cuts the SAR sub-images of the same location by adopting the geodetic coordinates information of images. It then independently extracts the feature information of detection results in both optical satellite images and SAR sub-images and makes the extracted areas associated according to the redundant feature information. Also a verification method is present to make sure the association is correct. Finally, all the features are fused to get a more accurate and integral description of targets. Results obtained prove that this method can fully use the information of multi-source satellite images, reduce detection mistakes and improve the accuracy of targets features.

Key words multi-source satellite images; fusion detection; feature association; association verification