

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2014.09.011

改进主动形状模型的遥感图像飞机目标识别方法

甘守飞¹, 孙皓^{2,3}

(1. 宿州学院 信息工程学院, 安徽 宿州 234000 ;

2. 中国科学院 电子学研究所, 北京 100190 ;

3. 中国科学院 空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190)

摘要:提出一种基于梯度方向直方图(HOG)的飞机目标方向估计方法,通过改进主动形状模型(ASM)对不同类目标之间的形变进行建模,利用核密度估计方法(KDE)得到目标的全局统计形状约束以实现目标识别,并设计了一种针对飞机目标的半自动图像特征点标定策略,提高了对训练样本特征点的标定效率。对遥感图像中飞机目标的识别实验表明,与现有方法相比,研究提出的方法对飞机目标具有更好的识别性能。

关键词:目标识别;主动形状模型;飞机目标;核密度估计;复杂形状

中图分类号:TP391

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2014)09-084-08

Automatic method for aircraft target recognition in remote sensing images based on improved active shape model

GAN Shoufei¹, SUN Hao^{2,3}

(1. Information Engineering College, Suzhou University, Suzhou, Anhui 234000, China; 2. Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. Key Laboratory of Technology in Geo-spatial Information Processing and Application System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: We propose an estimation method for aircraft target direction based on histograms of oriented gradients (HOG), and then use the improved active shape model (ASM) to model the deformation between the different types of targets. Finally, we use kernel density estimation method (KDE) global statistical shape constraint to obtain the target to achieve the target recognition, and design a semi-automatic image feature point detection strategy for aircrafts, which improves the efficiency of training samples for calibration feature points. Recognition experiments on aircraft remote sensing images show the proposed method can better recognize aircraft targets than the existing methods.

Key words: target recognition; ASM; aircraft targets; KDE; complex target

对遥感图像中的飞机这类复杂人造目标进行自动型号识别具有重要的应用价值。随着遥感成像技术的发展,高分辨率遥感图像上的地物信息越来越丰富,这为自动型号识别任务提供了更多的判读解译依据。然而对飞机这种结构复杂的进行识别,特别是在复杂背景中,仍然具有极大的挑战性。

研究人员对飞机识别方法进行过大量的研究,也取得了一定的效果。传统的飞机目标识别方法大多是先通过阈值分割对飞机目标进行整体形状提取,然后针对获取的二值图像采用旋转不变特征进行表示,从而

收稿日期:2014-07-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41001285);安徽省教育厅自然科学基金自主资助项目(KJ2013B285)。

作者简介:甘守飞(1978-),男,主要从事人工智能、模式识别等方向研究,(Tel)15605570326;(E-mail)szxygsf@163.com。

实现目标型号的识别。早期的飞机识别研究可以追溯到文献[1],从二值图像中提取 Hu 不变矩特征以自动识别飞机型号。近年来,许多新方法通过引入新的分割算法和旋转不变特征对原有方法进行改进,取得了一定的效果。这些方法包括:对红外图像中飞机轮廓提取小波不变矩^[2];把独立成分分析和 Zernike 矩结合^[3];结合 Hu 不变矩和仿射不变矩^[4];支持向量机(support vector machine, SVM)结合熵(entropy)、NMI(normalized moment of inertia)、Hu 不变矩和 Zernike 不变矩以及傅立叶描述子(fourier descriptor)综合^[5];综合使用 4 种不变特征(目标二值图、目标轮廓、Zernike 不变矩、小波矩),结合 SVM 分类器来提高飞机识别准确率^[6];矩和角点特征^[7]。上述方法多采用矩特征、傅立叶描述子等具有旋转不变的全局形状特征进行飞机识别,能较好地适应遥感图像俯视照射的特点。但这类方法仍存在不足:获取不变矩特征或是傅立叶描述子特征需要对目标的形状或轮廓信息进行较好提取,容易受到图像畸变、图像低信噪比的影响,制约此类方法的识别效果。

针对以上问题,从可变形模板表示的思路出发,探索针对飞机目标的识别方法。首先,提出一种基于梯度方向直方图(histograms of oriented gradient-HOG)的飞机目标方向估计方法获取目标主方向并转正;然后,通过改进主动形状模型(active shape model-ASM)来对目标建模,对特定目标不同类型造成的形变进行研究分析,并利用核密度估计方法(kernel density estimation-KDE)对形变分布进行拟合,得到目标的全局统计形状约束以实现目标识别。此外,还设计了一种针对固定形状目标的半自动图像特征点标定方法,以提高对训练样本特征点的标定效率。实验结果表明,利用本方法识别遥感图像中飞机目标,能有效提高准确率。

1 主动形状模型

近年来,在计算机视觉领域提出了多种基于可变形模板模型的方法,如利用对人脸和人体内部器官等特定目标的复杂可变结构进行表示实现对图像的解译。在这些可变形模板方法中,主动形状模型(active shape model, ASM)作为一种描述人脸形状变化的有效算法得到了广泛应用^[8]。

主动形状模型算法采用点分布模型来表示目标形状,通过对训练样本进行学习,建立目标的全局统计模型和局部纹理模型。建立模型后,给出目标的初始形状及初始位置,利用局部纹理模型进行模型匹配,得到新的形状及目标位置,然后再利用主动形状模型对其进行修正,得到自适应后的形状向量,如此循环往复之至收敛到目标形状。

2 主动形状模型的改进

主动形状模型表示方法主要针对人脸及人体内部器官等具有连续形变特点的目标。而遥感图像中各类飞机目标形状固定,类型数量有限,其形状变化并不连续。如何对这种不连续的形状进行连续形变建模,需要研究。

2.1 形状标定与表示

ASM 模型采用点分布模型来表示形状。传统 ASM 模型的建立需要手动标定特征点。对于大量训练图像来说,这一工作费时费力。考虑到飞机目标各类型形状固定不变的特点,为提高对大量训练图像标定工作的精确度和效率,笔者设计了一种半自动的图像标定方法。该方法利用半自动特征点标注算法,只需对目标各个类型的一个样本进行关键特征点和伪特征点标注,对其他同类型样本,只需对关键特征点进行标注即可。

现将半自动特征点标定算法叙述如下:

- 1)从每种类型目标样本中各取一幅目标图像进行关键特征点和伪特征点标注,将对此图像的标注作为标准标注样本。如此,每种类型目标生成一个标准标注样本。

- 2)对标注的伪特征点进行 N 倍插值,对每对关键特征点之间的伪特征点进行多项式曲线拟合,并保存拟合曲线保存。调整伪特征点位置,使得每对关键特征点之间的伪特征点以均匀间隔排列。

- 3)对新标注的图像进行 Canny 边缘检测,得到边缘图像。

- 4)对新标注的图像只标注关键特征点,调入步骤 2)保存的新标注图像所属类型的标准标注样本,根据伪特征点与关键特征点的相对位置关系,将标准标注样本的所有伪特征点加载到新标注图像上。

- 5)对新标注的图像中的伪特征点沿其法线方向移动至最近的边缘点作为该伪特征点的更新。

6) 将所有伪特征点更新完毕后再次进行多项式曲线拟合。调整伪特征点位置, 使得每对关键特征点之间的伪特征点以均匀间隔排列。

7) 对所有待标注图像重复步骤 3) 至 6), 就得到样本集的所有标注特征点。

选择 N 幅飞机目标的图像, 将每幅训练图像对应的 n 个特征点作为训练样本。标定的特征点表示如下

$$\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in}, y_{i1}, \dots, y_{in})^T, (i = 1, \dots, N), \quad (1)$$

其中, (x_{ij}, y_{ij}) 表示第 i 个训练形状样本的第 j 个标记点的横、纵坐标。所有标记点的横坐标、纵坐标按一定次序排列形成一个向量。 n 表示每幅训练图像标记特征点的数量; N 代表训练样本图像数目; 每一幅图像用一个形状向量 \mathbf{x}_i 表示^[9]。对样本集的标定结束后, 利用 Procrustes 分析对样本集进行对齐操作。

2.2 全局统计模型分析

传统 ASM 模型中, 对目标形状的全局统计模型分析过程如下:

首先计算对齐后样本集的平均形状向量 $\bar{\mathbf{x}}$, 然后再计算每个样本的形状向量相对与平均形状向量的偏移量

$$d\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}, \quad (2)$$

计算 $2n \times 2n$ 维的协方差矩阵 \mathbf{S}

$$\mathbf{S} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d\mathbf{x}_i d\mathbf{x}_i^T. \quad (3)$$

设 \mathbf{P}_k 和 $\lambda_k, k=1, 2, \dots, 2n$ 分别表示矩阵 \mathbf{S} 的特征向量和特征值(令 $\lambda_k \geq \lambda_{k+1}$), 可以通过求解下列方程得到

$$\mathbf{S}\mathbf{P}_k = \lambda_k \mathbf{P}_k, \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_k^T \mathbf{P}_k = \mathbf{1}, \quad (5)$$

\mathbf{P}_k 代表了样本集中形状的变化模式。特征值 λ_k 的值越大, 其对应的特征向量 \mathbf{P}_k 所代表的变化模式就越显著和重要; 反之, λ_k 越小, 其对应的变化模式对样本变化的贡献越小^[9]。由 PCA 分析可知, 可以利用前 $t (t \leq 2n)$ 个较大的特征值即可近似地描述目标形状的主要变化并同时降维操作。

通过以上计算, 样本形状的变化模式由 $2n$ 维降低到了 t 维, 形状模型可用下式来表示

$$\mathbf{x} \approx \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{b}, \quad (6)$$

其中, $\bar{\mathbf{x}}$ 为平均形状向量, $\mathbf{P} = (p_1, p_2, \dots, p_t)$ 表示形状变化模式矩阵, $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 是对应权重向量。在一定范围内改变 \mathbf{b} 中元素值可得到与样本集中形状相似的新的形状, 因此 \mathbf{b} 也叫做是形状参数向量^[9]。人脸形状表示中, 由于人脸具有连续形变的特点, 假设形状参数向量中的各个元素服从独立的高斯分布, 因此, 对形状参数向量中各元素的约束为

$$-3\sqrt{\lambda_k} \leq b_k \leq 3\sqrt{\lambda_k}, \quad (7)$$

其中, λ_k 是 b_k 所服从高斯分布的对应方差。

然而, 不同于形变连续的人脸, 飞机目标的部件例如机翼的后掠角根据不同类型有多个固定值, 这些取值并不连续, 这就导致飞机形变参数的概率分布会出现多峰现象, 各个概率密度峰值之间有不合理取值空间存在。因此, 形状参数向量中各个元素不再服从独立的高斯分布。如果不引入更复杂的全局统计形状限制, 该模型将难以得到合理的形状变化能力。

图 1 以 5 种类型飞机为例对其形状参数向量的分布进行分析。图 2 和图 3 为利用高斯混合模型对 5 种飞机形状参数向量的前 2 个分量(累计贡献率达到 90% 以上)的概率密度估计三维侧视图与俯视图。从图中可以看出, 不同类型飞机目标的形状参数向量的概率密度分布呈现多峰。

针对这种情况, 可采用核密度估计方法对复杂形变进行密度估计。在给定初始值时再利用梯度上升法获取合理的距

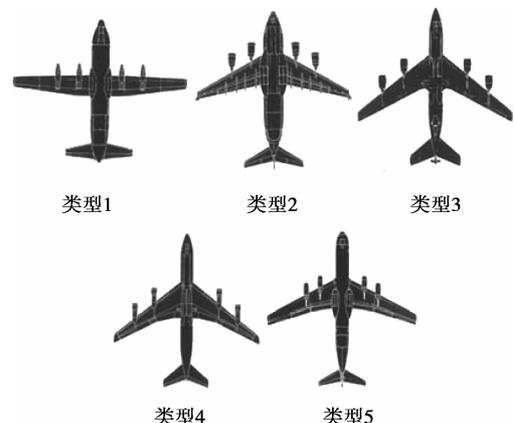


图 1 5 种类型飞机形状示意图

初始值最近的形状参数向量。然而这种方法难以有效处理飞机目标的形变情况。从图中可以看出,对于差异较大的飞机类型易于区分,如类型1是平直翼飞机,其他都是后掠翼飞机,它们之间形状参数向量分布距离较远。而类型2和5的飞机后掠角相近,相互之间难以区分。同样的情况也出现在类型3和4之间。为了实现进一步的区分,必须要引入新的类型信息到主动形状模型中。

考虑到主动形状模型是对尺度归一化后的形状进行建模,忽略了形状原有的尺度信息,而目标的尺度信息在分辨率一定的遥感数据上非常有用,因此,将形状尺度信息加入模型中,以增强不同类型目标的可区分度。图4显示了引入尺度因子的形状参数向量分布三维图。

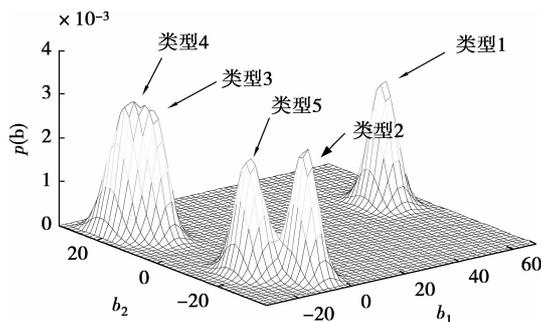


图2 形状参数向量概率密度估计三维侧视图

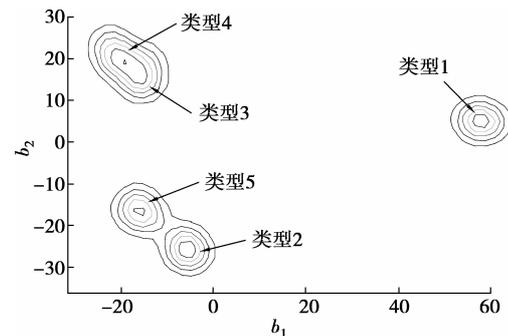


图3 形状参数向量概率密度估计俯视图

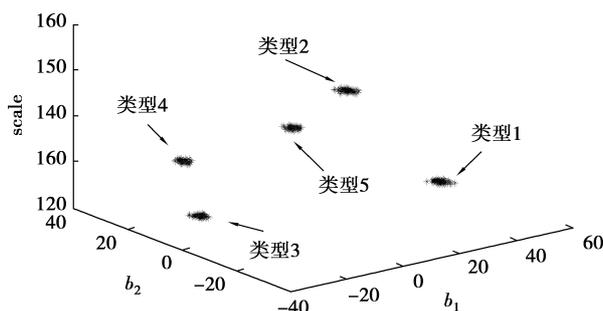


图4 引入尺度信息的形状参数向量分布三维图

2.3 局部纹理模型分析

传统的ASM模型中的局部纹理模型,不仅包括了目标内侧的灰度信息,也包括了目标外侧的背景灰度信息^[10]。在ASM的主要应用领域(人脸和人体内部器官定位等),目标一般处于较干净的背景中,因此,局部纹理模型结合目标与目标周围背景灰度信息有助于特征点的搜索匹配。而对于遥感图像而言,目标所处的背景复杂多变,如果沿用目标外侧的灰度信息进行分析,反而会导致匹配不准确。在提出的改进ASM模型中,局部纹理模型沿各特征点法线只对目标内侧建模,以提高匹配准确性。

当各特征点通过局部纹理模型匹配在图像中都找到了新的替代位置时,这些新位置点应该是牵引着模型往图像中的目标物体形状前进,但不能保证新位置点所构成的形状一定是合法形状,需要在允许形状域中找到某个与新位置点最为接近的合法形状来,这就需要全局统计模型进行约束。

3 基于改进主动形状模型的目标识别

3.1 识别流程

利用改进的主动形状模型进行目标匹配的过程如下:

- 1) 目标估计及转正。对飞机目标的主方向进行估计,并旋转至与改进的主动形状模型一致的方向。
- 2) 模型初始定位。给定目标初始位置和尺度,将目标平均形状模型放到目标图像中。
- 3) 特征点搜索。根据改进的局部纹理模型沿特征点法线方向上搜索^[11]。
- 4) 用整体形状模型进行近似表达。将得到的新的形状向量与初始形状在方向、尺度上对齐,然后计算当

前形状的形状参数向量 b 。

5) 形状合理性约束。利用全局统计模型约束, 获取合理的距初始值最近的形状参数向量。

6) 当相邻两次迭代的形状向量之间的欧式距离大于固定的阈值时, 重复步骤 3)-5), 否则认为匹配过程已经收敛, 迭代结束。

由于全局飞机形状的差异不足以区分不同的类型, 故需要引入目标尺度与形状信息结合对目标进行区分。同时, 在迭代搜索时, 由于受到初始位置可能不准确的影响以及图像噪声的干扰, 会使得特征点匹配可能出现偏差, 影响最终的识别结果。综合两方面的考虑, 本方法采用多尺度搜索策略。

3.2 方向估计

如上节识别流程所述, 针对飞机目标识别, 首先需要对目标进行方向估计及转正。利用方向梯度直方图对飞机目标的主方向进行估计。

1) 将一维离散微分模板 $[-1, 0, 1]$ 应用与图像卷积计算各点梯度。

2) 建立方向梯度直方图, 横轴为方向间隔, 纵轴为梯度幅值累加值。设角度间隔为 20° , 均匀划分在 $0 \sim 180^\circ$ 之间。

3) 飞机目标的机身和机翼具有明显的线性结构, 而机身的方向即是飞机的主方向, 机翼的线性结构关于机身对称。这一约束条件体现在方向梯度直方图中, 即对于后掠翼飞机来说, 机身方向存在明显的峰值; 对于平直翼飞机来说, 由于两翼在一个方向上, 所以存在 2 个明显峰值, 这 2 个峰值相差 90° , 其对应方向均可作为目标候选主方向。利用这一约束特点, 可以估计图像中飞机目标的大致方向。该方向估计方法如图 5 所示。

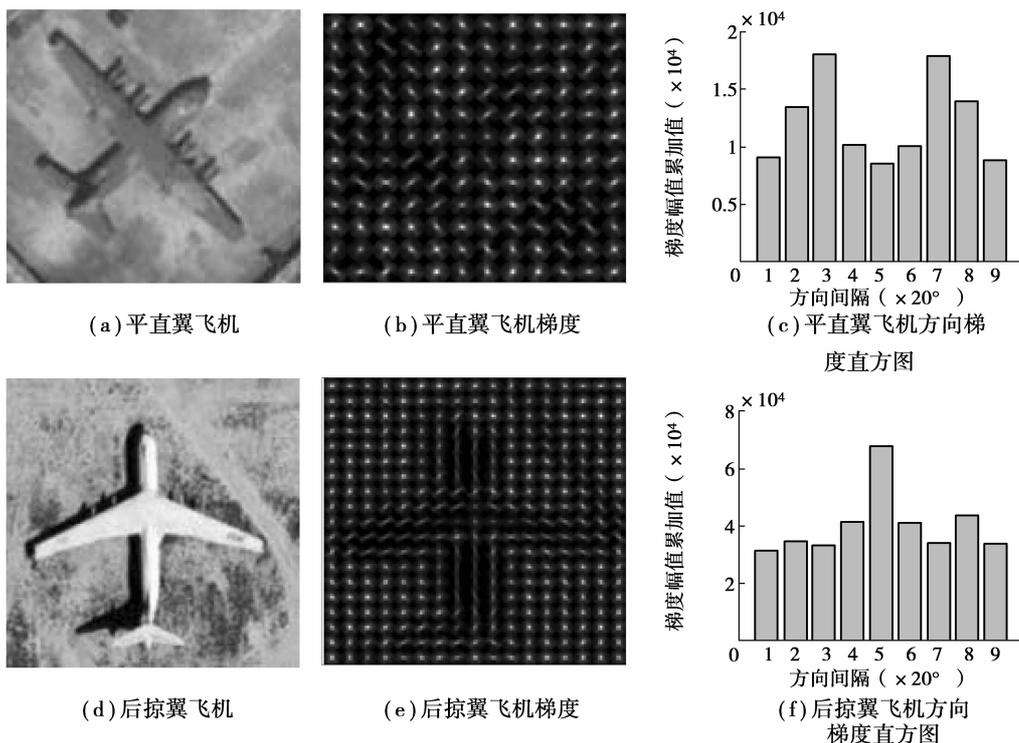


图 5 方向估计示意图

4 实验结果及分析

为评估方法的有效性, 选取 7 种飞机类型, 每种类型飞机 40 个样本用于飞机目标识别。从飞机数据集中每种类型飞机选取 10 幅图像作为训练数据, 进行特征点标注, 用以生成主动形状模型。取其他 30 幅作为测试数据, 用于测试算法性能。由于目标识别任务往往已知图像分辨率信息, 因此, 所用 7 种飞机模板大小与当前遥感图像分辨率下相应目标类型的大小相适应。图 6 显示了这 7 种类型飞机样本。

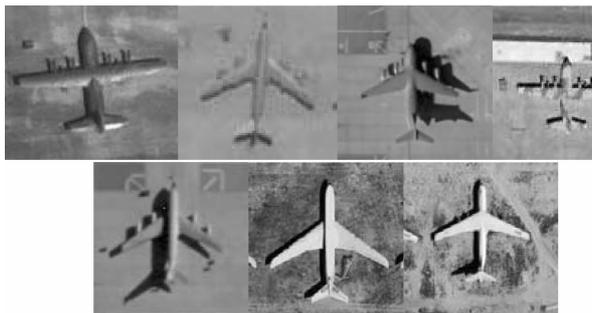


图6 7种类型飞机样本

4.1 参数设置与性能分析

利用改进主动形状模型进行目标识别,首先需要给定目标形状模型的初始值。若初始形状的初始位置或尺度与实际目标相差较大,则将难以得到正确的识别结果。

为了验证模型初始位置与目标实际位置偏差对识别性能的影响,在不同位置偏差情况下进行了识别实验,并统计了识别准确度,即正确识别的测试实例个数占测试实例总数的比例。由于目标各类型大小不一,为使位置偏差对各类型目标的标准一致,实验中将各类型目标进行尺度归一化到 150×150 像素大小。实验结果如图7,图8所示。

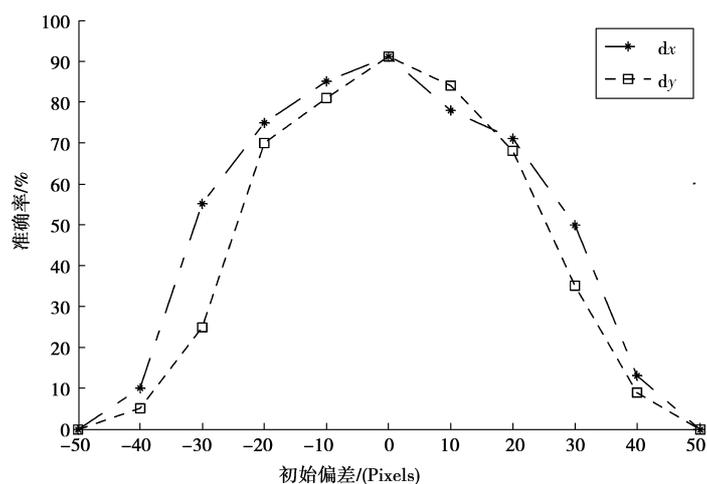


图7 初始偏差对识别性能的影响

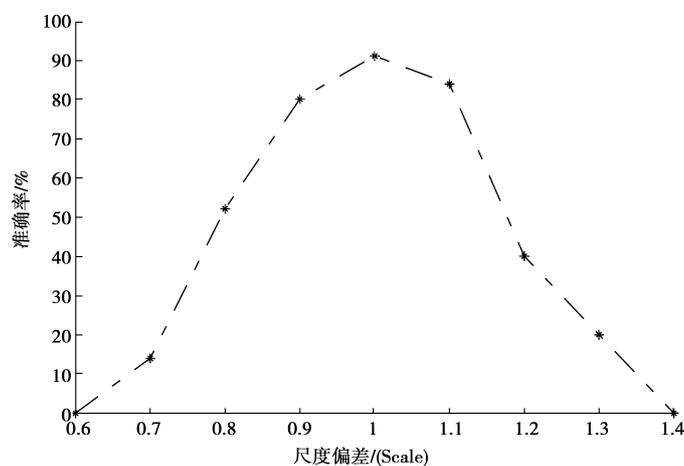


图8 尺度偏差对识别性能的影响

图 7 中,分别对模型初始位置在 x 轴和 y 轴的偏差对识别准确率的影响进行了统计,可以看出,在偏差在 ± 10 像素之内的识别准确率约在 80% 以上;偏差在 ± 20 像素以上时,识别准确率会剧烈下降。为了验证模型初始尺度与目标实际尺度偏差对识别性能的影响,在不同尺度偏差情况下进行了识别实验,并统计了识别准确度。实验结果如图 8 所示,横坐标表示尺度偏差,即初始模型大小与实际目标大小的比值。可以看出,当尺度偏差在 10% 以内的识别准确率约在 80% 以上,偏差在 10% 以上,识别准确率会剧烈下降。

4.2 目标识别实验

目标初始位置设在图像中心,多尺度搜索的缩放因子设为 0.6、0.8、1、1.2 4 个尺度。图 9-12 为部分迭代识别结果。由图中可以看出,经过多次迭代,模型最终收敛到了正确的型号和位置。值得注意的是在图 12 中,在第 50 次迭代时将目标错识别为其他类型,但经过更多次迭代,模型正确识别出目标。

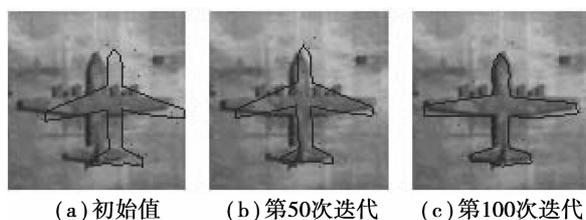


图 9 类型 1 飞机识别迭代识别结果

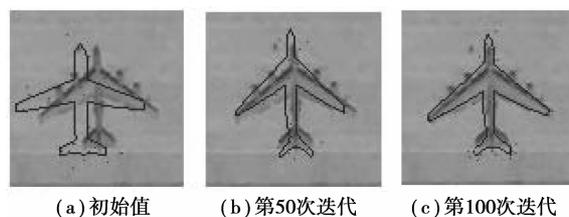


图 10 类型 2 飞机识别迭代识别结果

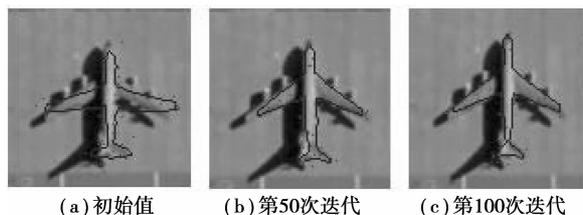


图 11 类型 5 飞机识别迭代识别结果

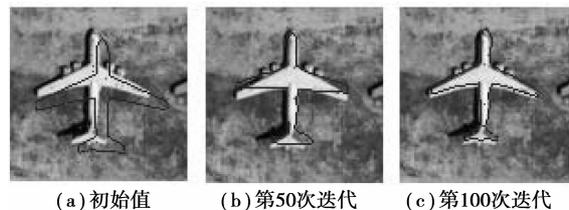


图 12 类型 7 飞机识别迭代识别结果

表1显示了用本方法进行飞机类型识别的混淆矩阵。

表1 飞机识别混淆矩阵

参量	型号 1	型号 2	型号 3	型号 4	型号 5	型号 6	型号 7
型号 1	0.87	0	0.03	0.07	0.03	0	0
型号 2	0	0.87	0.07	0.03	0.03	0	0
型号 3	0.03	0.03	0.90	0	0.03	0	0
型号 4	0.07	0.03	0	0.90	0	0	0
型号 5	0	0.03	0	0	0.90	0.07	0
型号 6	0	0	0	0	0.07	0.93	0
型号 7	0	0	0	0	0	0.03	0.97

4.3 与相关方法的性能比较

对本方法进行评估,采用文献[3]和文献[6]与本方法进行比较。表2结果显示,本方法能够明显提高识别率。

表2 本方法与其他相关方法识别性能比较

参量	本研究方法	文献[3]方法	文献[6]方法
准确率/%	90.5	83.3	89.0

5 结 语

从可变形模型表示方法的思路出发,针对遥感图像复杂场景中难以有效利用目标整体形状进行飞机目标识别的问题,提出了基于改进主动形状模型的飞机目标识别方法。该方法在目标点分布模型建立过程中设计了一种半自动的图像标定方法,提高特征点标定效率;提出一种基于梯度方向直方图的飞机目标方向估计方法获取目标主方向并转正,并创新的利用核密度估计方法对形变分布进行拟合,得到特定目标的形变分布及全局统计形状约束方法。实验结果表明该方法可有效地对特定目标进行定位识别,提高识别准确率。

参考文献:

- [1] Sahibsingh A, Dudani K, Breeding J, et al. Aircraft identification by moment invariants[J]. IEEE Transactions on Computers, 1977, 26(1): 39-46.
- [2] Zhang F, Liu S, Wang D, et al. Aircraft recognition in infrared image using wavelet moment invariants[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(4): 313-318.
- [3] 刘富, 于鹏, 刘坤. 采用独立分量分析 Zernike 矩的遥感图像飞机目标识别[J]. 智能系统学报, 2011, 6(1): 51-56.
LIU Fu, YU Peng, LIU Kun. Research concerning aircraft recognition of remote sensing images based on ica zernike invariant moments[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2011, 6(1): 51-56.
- [4] 赵芹, 周涛, 舒勤. 飞机红外图像的目标识别及姿态判断[J]. 红外技术, 2007, 29(3): 167-169.
ZHAO Qin, ZHOU Tao, SHU Qin. Recognition and pose estimation of aircraft infrared image[J]. Infrared Technology, 2007, 29(3): 167-169.
- [5] 张守娟, 周诠. 基于不变性特征的 SVM 遥感图像飞机类型识别[J]. 现代电子技术, 2007, 30(12): 115-118.
ZHANG Shoujuan, ZHOU Quan. SVM aircraft type recognition in remote sensing images based on invariable features [J]. Modern Electronics Technique, 2007, 30(12): 115-118.
- [6] Hsieh J W, Chen J M, Chuang C H K, et al. Aircraft type recognition in satellite images[J]. IEEE Proceedings, Vision, Image and Signal Process, 2005, 152(3): 307-315.
- [7] 侯一民, 伦向敏. 基于矩与角点特征的飞机目标识别[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(16): 179-181.
HOU Yimin, LUN Xiangmin. Aircraft object recognition based on moment and corner[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(16): 179-181.
- [8] Cootes T, Edwards G, Taylor C. Active appearance models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 681-685.
- [9] 王漫. 基于改进主动形状模型的目标跟踪方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学硕士学位论文, 2010.
- [10] 戴玮. 主动形状模型的研究与改进 [D]. 无锡: 江南大学硕士学位论文, 2009.
- [11] 文义玲. 基于改进 ASM 的人脸图像变形算法研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学硕士学位论文, 2011.