

基于分块 Radon 尺度变换信息增强的图像融合技术

张荆沙

(武昌工学院 信息工程学院, 湖北 武汉 430065)

摘 要: 在对目标图像采集模糊性较强或者姿态变化幅度较大的情况下, 目标准确识别精度不高, 为了提高目标图像的准确识别率, 提出一种基于分块 Radon 尺度变换信息增强的图像融合技术进行目标识别的方法. 对采集的模糊目标图像进行小波降噪处理, 对降噪输出的图像进行自适应模板匹配, 结合图像分割方法将目标图像进行分块, 利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对目标的关键特征点进行信息增强, 实现特征点优化提取和目标准确辨识. 以实际采集的光学图像和对地遥感图像为测试样本进行实验分析, 仿真结果表明, 采用该方法进行图像融合处理, 提高了成像质量, 对图像目标融合识别的准确性较好, 且能满足大批量样本目标快速识别的应用需求.

关键词: Radon 尺度变换; 分块; 图像; 目标识别; 降噪

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)09-0121-05

Image Fusion Technology Based on Block Radon Scale Transform Information Enhancement

ZHANG Jing-sha

(College of Information Engineering, Wuchang Institute of Technology, Wuhan 430065, China)

Abstract: In the target image acquisition of fuzzy strong or attitude change greatly under the condition of accurate target recognition accuracy is not high, in order to improve the accuracy of target image recognition rate, we propose an image block Radon transform enhanced information fusion technology. The target recognition based on fuzzy objective image wavelet denoising image processing the noise output of the adaptive template matching, image segmentation method combined with the target image is divided into blocks, using geometric invariant feature Radon wavelet transform key feature points on the target information enhancement, realize the feature points extraction and optimization target. To accurately identify the optical remote sensing image collected as test samples for experimental analysis, simulation the results show that using the method of image fusion, improve the image quality, the image fusion of target recognition with good accuracy, And it can meet the application requirements of the rapid identification of the large number of samples.

Key words: radon scale transform; block; image; target recognition; noise reduction

1 引言

随着图像处理技术的发展, 采用计算机视觉图像采集和处理方法进行目标识别具有广阔的应用前景, 对图像目标识别就是通过提取图像目标中的有用特征像素点, 结合图像降噪和图像信息增强融合技术实现特征表达和视觉呈现. 常见的图像目标识别诸如人脸识别、遥感识别、雷达识别等, 相关的图

像目标识别技术在军事和民用领域具有较大的应用价值, 处理技术和图像处理技术研究的不断深入, 对目标识别的精度和鲁棒性提出了更高的要求, 需要在一些极端恶劣的图像采集条件下进行有效的目标识别, 研究面向图像目标识别的图像信息增强和融合技术受到人们的极大关注.

快速高效的图像目标识别方法是建立在图像像素点分布区域内关键信息特征点的鲁棒性检测和图

像融合基础上,结合计算机视觉分析方法模拟目标的状态特征信息,实现对目标图像的三维特征重构,结合专家数据库和先验采集的特征信息进行样本训练和匹配,实现图像目标特征点检测和识别^[1].传统方法中,对图像融合和识别方法主要分为单样本目标识别和批量图像目标识别,常见的如主成分特征分析方法、BP 神经网络识别方法,以及 Gabor、LBP 等特征提取方法等^[2-3],将目标图像进行图像分块和特征配准,结合目标的特征信息点提取方法实现目标识别,取得了一定的研究成果,其中,文献[4]中提出一种基于跨姿态匹配的三维图像融合与目标识别方法,对不同姿态的样本图像生成虚拟目标样本,用光流算法计算目标遮挡的状态特征信息,结合卡方距离估计方法实现目标辨识和分类提取,具有较好的识别精度,但该方法的计算开销较大,且在对目标特征属性分类中容易出现局部收敛;文献[5]中提出一种基于 Gabor 小波变换与 K-L 高斯黎曼流形判别的图像融合方法,利用混合高斯模型中进行目标几何结构的子空间模型构建,采用可信的 K-L 变换进行人类特征分类,提高图像融合精度,但该方法对模糊性较大和姿态变换剧烈的目标图像的识别准确性不好.

针对上述问题,本文提出一种基于分块 Radon 尺度变换信息增强的图像融合算法进行目标识别.首先进行图像采集和降噪预处理,然后对降噪输出的图像进行自适应模板匹配,结合图像分割方法将目标图像进行分块,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对目标的关键特征点进行信息增强,实现特征点优化提取和目标准确辨识.最后进行仿真测试分析,得出有效性结论.

2 目标图像降噪与模板匹配预处理

2.1 小波降噪算法

为了实现对模糊性较大或者姿态变化幅度较大的目标图像的准确识别,需要首先进行目标图像的姿态矫正和降噪处理,本文采用小波降噪方法,首先给出不同姿态特征下的目标图像的几何结构模型,对图像视觉呈现的姿态进行方位矫正,在旋转坐标下,构建目标图像特征分布在两个向量空间之间的仿射变换,其中,以 x 、 y 坐标对应的像素值重新构成一个新的目标图像,并进行目标图像降噪^[6],通过训练目标库调整待测目标图像的各种姿态,给出图像集中目标图像的像素集描述为

$$J_1(W_i)$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} \|W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp}\|^2 A_{irp} \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} \text{tr}(W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp}) \\ &\quad (W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp})^T A_{irp} \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} \text{tr}(W_i^T [(x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}] W_i) \\ &= \text{tr}(W_i^T [\sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}] W_i) \\ &= \text{tr}(W_i^T H_1 W_i) \end{aligned} \quad (1)$$

上式中

$$H_1 = \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_1} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp} \quad (2)$$

通过 Gabor 小波变换对像素集中的噪点进行滤波处理,获取底层数据分布,得到小波降噪后输出的图像像素特征信息 $J_2(W_i)$ 可以用如下形式简化:

$$\begin{aligned} &J_2(W_i) \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{q=1}^{k_2} \|W_i^T x_{ir} - W_i^T x_{irq}\|^2 B_{irq} \\ &= \text{tr}(W_i^T [\sum_{r=1}^t \sum_{q=1}^{k_2} (x_{ir} - x_{irq})(x_{ir} - x_{irq})^T B_{irq}] W_i) \\ &= \text{tr}(W_i^T H_2 W_i) \end{aligned} \quad (3)$$

上式中

$$H_2 = \sum_{r=1}^t \sum_{q=1}^{k_2} (x_{ir} - x_{irq})(x_{ir} - x_{irq})^T B_{irq} \quad (4)$$

表示 Gabor 小波变换的尺度信息,推导出了 H_1 与 H_2 后,就可以通过下式来获得目标图像的几何结构分布的投影映射 W_i :

$$W_i = (H_1 - H_2)\omega = \lambda\omega \quad (5)$$

设 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{d_i}\}$ 为线性仿射子空间中根据特征分布的密度大小关系 $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{d_i}\}$ 顺序排列的 d_i 个特征值,其中 $\{\lambda_j | j = 1, 2, \dots, d_i\}$ 所对应的特征向量,表示目标图像位姿的多样性特征, d_i 的值可以通过每个图像数据集的特征分量间的不同距离 $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{d_i} > 0 \geq \lambda_{d_i+1} \geq \lambda_{d_i+2} \geq \dots \geq \lambda_d\}$ 来确定,而 $W = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{d_i}\}$ 是 W_i 的仿射不变矩阵,这样,通过小波降噪求得 N 个投影矩阵输出权向量 $W_1, W_2, \dots, W_N$,通过鉴别投影方法进行图像成像姿态调整和模糊检索,输出质量较高的目标图像.

2.2 自适应模板匹配

在对目标图像进行降噪和姿态矫正处理的基础

上,对降噪输出的图像进行自适应模板匹配,结合图像分割方法将目标图像进行分块,根据核主成分分析(KPCA)对目标图像的背景种子点进行特征信息参量提取^[7],得到背景种子点求解的迭代式为

$$W^{ij}(x,y) = \frac{G^{ij}(x,y)}{\sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_r} G^{ij}(x,y) + \epsilon} \quad (6)$$

式中, $G^{ij}(x,y)$ 为以 (x^{ij}, y^{ij}) 为目标位置模板匹配中心的剖面层位和断层的种子点数据,通过像素标记,得到目标图像分割数据集的分块区域大小记为

$$G^{ij}(x,y) = \exp\left(-\frac{(x-x^{ij})^2 + (y-y^{ij})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

对表征目标图像结构的几何特征连续区域进行帧扫描和信息融合,输出图像 F ,由下公式表示:

$$F(x,y) = \sum_{i=1}^{n_r} \sum_{j=1}^{n_x} W^{ij}(x,y) \cdot O^{ij}(x,y) \quad (8)$$

基于线性仿射子空间变换,在低对比度、光照不均匀的环境下进行目标图像的自适应模板匹配,建立目标轮廓分布的多边形信息模型,并根据图像采集过程中的设备角度、光照强度、颜色等因素进行图像像素特征的 LGB 分解,得到图像边缘轮廓的相关系数为

$$\rho_{xy} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (9)$$

式中, ρ_{xy} 是一个无量纲的量,对核子空间上的目标图像特征分布种子点进行协方差估计,进行全自动的图像分割,将目标图像分成 t 块互不重叠的局部小块,表示为

$$y_i = W_i^T M_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{it}] \quad (10)$$

$$y_T = W_i^T M_T = [y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tt}] \quad (11)$$

式中, M_i 及 M_T 经过 W_i 投影后的得到反映目标面部特征的局部信息子空间,通过自适应模板匹配,结合图像分割方法将目标图像进行分块,为进行图像融合和目标识别提供准确的数据输出基础。

3 图像融合和识别算法改进实现

3.1 基于 Radon 尺度变换的特征提取

在进行了目标图像降噪与模板匹配预处理的基础上,进行图像融合算法改进设计,本文提出一种基于分块 Radon 尺度变换信息增强的图像融合算法,图像融合和识别的关键是进行图像的像素点特征提取,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性进行特征提取^[8],令 I_x 为一个单样本目标,其中 $x=P, N$,

那么图像的 Radon 尺度变换式为:

$$S_c = [S_0, \dots, S_{Q-1}]_{\text{binary}} \\ = \left[\sum_i^{Q-1} S_i \times 2^i \right]_{\text{Dec}} \quad (12)$$

$$S_i = \sum_j^{W \times W} I_x^j \quad (13)$$

式中, Q 为图像分布的邻域块数目, W 为 Radon 尺度变换的步长. 令 H_x, H_y 分别为目标图像分布在 x 轴和 y 轴的流形特征量,那么根据流形特征的定义,利用 Radon 尺度变换的几何不变性^[9],在以 I_c 为中心的 $N \times N$ 窗口 w_i 内,得到图像经过缩放、旋转后的尺度不变性特征矩阵为

$$O = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ H_x(t) & H_y(t) \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix}, \text{其中 } t \in w_i \quad (14)$$

计算图像成像背景区域特征子空间与识别对象成像区域特征子空间之间的距离作为流形与流形之间的距离,构造协方差矩阵为

$$C = O^T O \begin{bmatrix} \sum H_x(t) H_x(t) & \sum H_x(t) H_y(t) \\ \sum H_y(t) H_x(t) & \sum H_y(t) H_y(t) \end{bmatrix} \quad (15)$$

应用奇异值分解 SVD 方法对图像成像特征子空间矩阵 O 进行特征分解^[10],从而获得图像内部信息变化的特征变换信息,奇异值分解式为

$$O = USV^T \quad (16)$$

式中, U 是一 $N \times N$ 的训练样本集矩阵, V 是一个 2×2 的流形矩阵, S 是一个 $N \times 2$ 的姿态投影矩阵,基于 Radon 尺度变换,得到特征提取结果为

$$f_R(z) = \begin{bmatrix} f_x(z) \\ f_y(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_x * f(z) \\ h_y * f(z) \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中, $f(z)$ 是输入的图像流形内部特征向量, $*$ 为卷积运算。

3.2 信息增强与图像融合实现

利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对目标的关键特征点进行信息增强,在图像像素点信息特征子空间中,特征点的状态响应分别为 $H_x = -j\omega_x / \|\omega\|$ 和 $H_y = -j\omega_y / \|\omega\|$,其中 $\omega = (\omega_x, \omega_y)$. 在 $N \times N$ 的局部区域中进行目标分块,令 f_x 和 f_y 为某一尺度的 x 方向和 y 方向的信息融合分块权重,利用特征值作为各个主分量加权,得到关键特征点的信息增强输出为

$$O_i = U_i S_i V_i^T = U_i S_i [v_1, v_2]^T \quad (18)$$

$$v_1 = [v_{11}, v_{12}] \quad (19)$$

建立贝叶斯概率模型,将每张目标图像分割成大小相等的块,计算若干模块的 $\tau_s(t_r)$ 个采样点为 $\{\tau_k(t_i):|\tau_k|\geq 4,i=2,\cdots,|\tau_k|-2,k=1,\cdots,K\}$

(20)

运用矩阵特征值分解的方法计算目标特征点映射到分块区域的最大似然概率值 $\tau_s(t_r)$,计算出训练集中的目标样本的特征值为

$$\tau_{s1} = \{\tau_{s1}(t_i):i=1,\cdots,r\}$$

(21)

用最近邻方法进行目标特征点的分类决策^[11],在局部主方向中以分块图像的信息熵作为分块的权值,得到图像融合优化问题表示为

$$S_m = \frac{dot(F_m^G,F_m^P)}{\|F_m^G\|\cdot\|F_m^P\|}$$

(22)

式中, $dot(\cdot)$ 表示内积运算, $\|\cdot\|$ 表示 2-范数. 综上算法分析,得到本文设计的改进的图像融合与识别的算法实现流程图如图 1 所示.

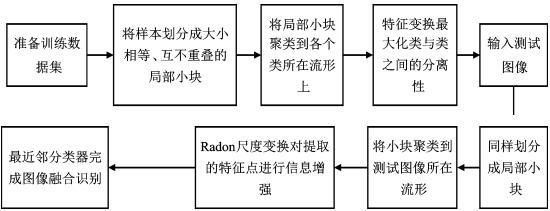
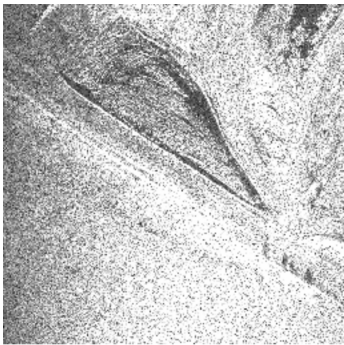


图 1 整个算法的流程图

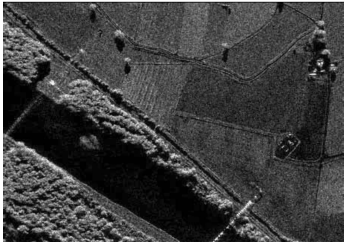
4 仿真实验分析

为了测试本文方法在实现图像融合和目标准确识别中的应用性能,进行仿真实验分析,实验建立在 Matlab 7.0 仿真软件基础上,计算机硬件平台:台式计算机,XP32 位,双核 2.60 GHz,2 GB 内存. 图像样本采集源自于大型遥感图像信息数据库 MSTAR 数据库,对数据库中的 8 组对象共 1 024 张目标图像作为研究样本进行信息采集和特征提取,对目标图像定位帧数分别设定在 100 帧、200 帧,采用 10×10 分块模式进行形态学分割,实现成像区域分块,Radon 尺度分割的阈值为 0.25,迭代步数为 1 000,邻域大小为 $\omega=7$,小波降噪的小波系数为 $a=0.43$,小波尺度为 $K=50$,根据上述仿真环境和参量设定,进行图像融合和识别的仿真分析,在 MSTAR 数据库中选择两张待处理的原始图像如图 2 所示.

对上述图像样本进行降噪和信息增强,首先确定分块最优值,分别在 3×3,5×5,7×7,11×11 分块模式下测试目标准确识别率,得到结果如图 3 所示.



(a) 光学图像



(b) 对地遥感图像

图 2 原始图像

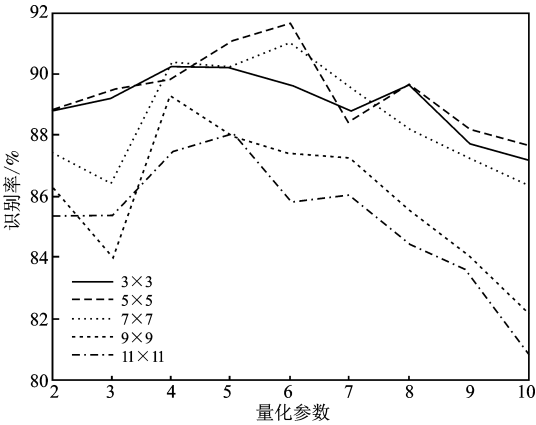


图 3 不同分块下的识别率测试

分析图 3 结果得知在 5×5 分块模式下,进行目标区域分割的平均识别率最高,在确定的分块大小的情况下,利用 Radon 尺度变换进行特征提取和信息增强,实现对目标特征点提取,得到图像增强结果如图 4 所示.

根据图 4 给出的图像信息增强结果,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性,实现图像融合和目标准确识别. 为了对比算法性能,采用不同方法进行 1 000 次实验取统计平均值,得到对图像中特征像素点的识别率对比结果见表 1,分析表中结果得知,本文方法进行图像融合处理,对图像中的特征点目标识别的准确性较好,同时统计识别的时间开销得知,该方法进行图像融合识别能满足大批量样本

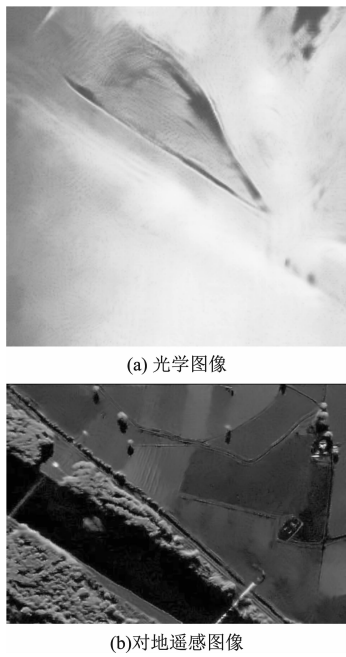


图 4 图像增强结果

目标快速融合识别的应用需求。

表 1 识别准确率对比

样本数	本文方法	Gabor 方法	LBP 方法	%
100	99.85	92.11	90.08	
500	97.63	92.14	89.32	
1000	98.44	95.43	93.21	
1500	99.08	89.32	91.09	
2000	99.36	90.34	94.77	

5 结束语

本文研究了遥感图像的融合和优化识别问题,提出一种基于分块 Radon 尺度变换信息增强的图像融合算法,对采集的模糊遥感目标图像进行小波降噪处理,对降噪输出的图像进行自适应模板匹配,结合图像分割方法将目标图像进行分块,利用 Radon 尺度变换的几何特征不变性对目标的关键特征点进行信息增强,实现特征点优化提取和目标准确辨识。实验分析得知,采用该方法进行图像融合和目标识别的准确性较好,对大样本的目标图像融合识别的准确性较高,实时性较好,具有较高的应用价值。

参考文献:

[1] 思宇,雷印杰,周新志. 针对单样本人脸的三维部分人脸识别[J]. 计算机工程, 2016, 42(9): 144-150.

[2] 蒋政,程春玲. 基于 Haar 特性的改进 HOG 的人脸特征提取算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(1): 303-307.

[3] 邱玉,赵杰煜,汪燕芳. 结合运动时序性的人脸表情识别方法[J]. 电子学报, 2016, 44(6): 1307-1313.

[4] 李昕昕,龚勋. 三维人脸建模及在跨姿态人脸匹配中的有效性验证[J]. 计算机应用, 2017, 37(1): 262-267.

[5] 黄森,王刘涛,张海朝. 基于 Gabor 小波变换与 K-L 高斯黎曼流形判别的人脸识别[J]. 计算机工程, 2016, 42(9): 208-213.

[6] 刘婷,程建. 基于训练字典的遥感图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(19): 135-140.

[7] 冯彦超,冯华君,徐之海,等. 基于分色校正的大像差光学成像系统图像处理技术[J]. 光子学报, 2015, 44(6): 33-38.

[8] 沈学举,刘旭敏,许芹祖,等. 球面波照明下傅里叶变换全息多图像加密方法研究[J]. 激光技术, 2014, 38(4): 488-493.

[9] El-MEZOUAR M C, KPALMA K, TALEB N, et al. A pan-sharpening based on the non-subsampled contourlet transform: application to worldview-2 imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(5): 1806-1815.

[10] Moreno-Salinas D, Pascoal A M, Aranda J. Optimal sensor placement for multiple target positioning with range-only measurements in two-dimensional scenarios [J]. Sensors, 2013, 13(8): 10674-10710.

[11] 宋涛,李鸥,刘广怡. 基于空时多线索融合的超像素运动目标检测方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1503-1511.

作者简介:

张荆沙 男, (1983-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为自动化. E-mail: zhang_zjsha@163.com.

(上接第 120 页)

作者简介:

郭佳乐 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路系统设计. E-mail: 315762794@qq.com.

蒋林 男, (1970-), 教授. 研究方向为专用集成电路设计.

山蕊 女, (1986-), 讲师. 研究方向为 VLSI 系统与计算机

辅助设计.

崔朋飞 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路系统设计.

武鑫 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路系统设计.