

岭南古建筑图像特征优化提取仿真研究

曹艳玲¹, 袁义宏²

(1. 华南理工大学建筑学院, 广东 广州 510009; 2. 华南理工大学设计学院, 广东 广州 510009)

摘要:对岭南古建筑图像特征的优化提取,可更准确的描述建筑图像的几何信息。对图像的特征进行提取,需要对图像像素特征进行分类,计算各个图像像素点的响应函数值,完成对图像的特征优化提取。传统方法对图像进行重构,利用形态学运算对建筑图像进行边缘检测,但忽略了计算各个像素点的响应函数值。提出基于 SUSAN 角点检测的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法。利用高斯混合模型表示岭南古建筑图像各个像素对应的色彩分布情况,描述图像各个像素的特征,对各个图像像素特征进行分类,通过计算岭南古建筑中图像像素灰度变化的梯度值定义角点响应函数,计算各个图像像素点的角点响应函数值,得到能够取得该值的局部最大的图像像素点作为岭南古建筑中图像特征。实验结果表明,所提方法能够有效提升岭南古建筑中图像的特征优化提取精度,具有较好的鲁棒性。

关键词:岭南古建筑;图像;特征提取

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**B

Simulation Research on Image Feature Extraction of South of the Five Ridges Ancient Architecture

CAO Yan-ling¹, YUAN Yi-hong²

(1. School of Architecture, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510009, China;

2. School of design, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510009, China)

ABSTRACT: An optimization extraction method of image feature of Lingnan ancient architecture based on SUSAN corner detection. Firstly, Gaussian mixture model is used to express corresponding color distribution of each pixel of ancient architecture image, and feature of each pixel is described, then the feature is classified. Moreover, the corner response function is defined via calculating gradient of grey variation of each image pixel, and value of the corner response function is calculated. Finally, the local maximum image pixel is obtained. Thus, the local maximum image pixel is used as the image feature of ancient architecture. Simulation results show that the method can improve precision of optimization extraction. It has strong robustness.

KEYWORDS: Lingnan ancient architecture; Images; Feature extraction

1 引言

随着现阶段电子技术、计算机视觉技术以及图像处理技术的飞速发展,图像特征优化提取成为现阶段计算机图形领域研究的重点课题之一,它通过计算机图像处理技术提取图像不变特征,能够准确描述丰富的建筑图像的几何信息^[1-2]。目前大多数方法在对岭南古建筑中图像特征优化提取过程

中,提取的图像特征难以准确描述建筑图像的几何信息,存在图像特征优化提取误差大的问题^[3-4]。在这种情况下,如何使提取岭南古建筑中图像的特征具有鲁棒性成为了现阶段该领域相关专家学者研究的热点问题,受到了广泛关注^[5]。

现阶段,可扩展性较强的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法有:文献[6]提出一种基于形态学重构理论的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法。该方法先利用小波包理论对岭南古建筑图像进行分解并重构其近似图像部分,结合形态学膨胀和腐蚀等形态学运算对岭南古建筑图像进行边缘检测,并应用形态学重构填充岭南古建筑图像的空隙。该方法能够较好地填充岭南古建筑图像的空隙,但存在图像特征优化提取精度较差的问题。文献[7]提出一种基于BP神经网络的岭南古建筑中图像特征优化提取方法。该方法

基金项目:广东省教育厅本科高校教学质量与教学改革工程立项建设项目(粤教高函(2015)133);华南理工大学中央高校基本科研业务费资助项目(2015BS09);建筑陶瓷设计课程“主题实例引导式”实践教学的有效性研究与探索(校级教研教改项目)(Y9160870)

收稿日期:2016-12-23 修回日期:2016-12-29

先将岭南古建筑图像平均划分为相同像素的子块图像,并利用灰度方差值刻画建筑图像特征,并设计基于 BP 神经网络的岭南古建筑图像分类器,以分类器分类的结果构造岭南古建筑图像矩阵,将该矩阵视为岭南古建筑图像分割结果,该方法岭南古建筑图像特征优化提取较好,但存在应用性较差的问题。文献[8]提出一种基于 K-L 转换的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法。该方法先利用 K-L 变换理论降低岭南古建筑图像特征维数,获得岭南古建筑图像独立主分量特征,计算出图像主成分累积贡献率,选取原始原始图像特征数据协方差矩阵较大的特征值对应的符号特征矢量组建岭南古建筑图像正交变换阵,通过计算正交变换矩阵中图像特征分量在各主分量特征中的比例系数,比较 K-L 转换前后图像特征数据分布,由此完成岭南古建筑中图像特征优化提取。该方法能够有效降低图像特征数据维数,但存在图像特征分类准确率低的问题^[9-10]。

针对上述问题,提出一种基于 SUSAN 角点检测的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法。实验结果表明,所提方法能够有效提升岭南古建筑中图像的特征优化提取精度,具有较好的鲁棒性。

2 岭南古建筑中图像特征提取原理

在进行岭南古建筑中图像特征提取过程中,首先建立岭南古建筑图像的尺度空间描述,在图像尺度空间中搜索图像的极值点,得到极值点所在岭南古建筑中图像像素的位置,组建岭南古建筑中图像特征描述向量,确定图像特征点的亚像素精度,以此为依据完成对图像特征的提取,具体过程如下所述:

将岭南古建筑图像用多尺度空间进行表示,利用式(1)定义岭南古建筑中图像中常用的二维高斯函数

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma^2) \quad (1)$$

式中, $G(x, y, \sigma)$ 代表均值为 0, 方差为 σ^2 的正态分布,在对岭南古建筑图像处理过程中,不同尺度下的尺度空间可由岭南古建筑图像与高斯函数进行卷积操作获得

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

式中, $I(x, y)$ 代表待处理的岭南古建筑图像, σ 代表高斯函数标准差,将待处理的岭南古建筑图像全部转变为灰度图像,利用式(1)和式(2)对岭南古建筑图像进行高斯卷积处理,在得到卷积处理后的岭南图像区域 L 后,利用高斯差函数组建岭南古建筑图像尺度空间

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) \quad (3) \\ = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

式中, k 代表固定的系数。

假设,岭南古建筑图像尺度空间极值点为 x_{\max} , 该极值点与候选特征点的距离为 \hat{x} , $D(x_{\max})$ 在邻域中为极值,利用式(4)将 $D(x_{\max})$ 在 x 处泰勒展开

$$D(x_{\max}) = D(x) + \frac{\partial D^T}{\partial x}(x_{\max} - x) + \frac{1}{2}(x_{\max} - x)^T \times \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x^2}(x_{\max} - x) = D(x) + \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} + \frac{1}{2} \hat{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} \quad (4)$$

其中, $x = [\sigma, x, y]^T$ 代表高斯差图像,对式(4)进行求导并令其等于 0 即可求解得出相对极值的偏移 \hat{x} , 将偏移值 \hat{x} 带入式(4)中可获得岭南古建筑图像极值点 x_{\max} 的灰度值

$$D(x_{\max}) = D(x) + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (5)$$

高斯差函数在岭南古建筑图像边缘处会产生较强的响应,图像主曲率利用 Hessian 矩阵进行计算

$$H = \begin{bmatrix} \partial^2 D / \partial x^2 & \partial^2 D / \partial x \partial y \\ \partial^2 D / \partial x \partial y & \partial^2 D / \partial y^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, H 的特征值与 D 的主曲率成正比,设 α 为较大的特征值, β 为较小的特征值, γ 代表 α 和 β 的比值,利用式(7)进行表示

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta)^2}{\gamma\beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (7)$$

对于岭南古建筑图像候选特征点,通过它的四邻域获得其所在位置的梯度幅度大小 $m(x, y)$ 和梯度方向 $\theta(x, y)$,利用式(8)进行表示

$$\begin{cases} m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2} \\ \theta(x, y) = \arctan[L(x, y+1) - L(x, y-1)] / [L(x+1, y) - L(x-1, y)] \end{cases} \quad (8)$$

以式(8)计算特征点对应的高斯卷积图像区域 L 中周围像素的梯度幅度大小和梯度方向为依据,在图像特征点周围统计 16×16 邻域区域内的像素描述图像特征点的特征,标记岭南古建筑图像特征描述向量为 $N = [n_1, n_2, \dots, n_{128}]^T$,将图像特征描述向量标准化为单位长度,利用式(9)进行表示

$$n'_i = n_i / (\sum_{i=1}^{128} n_i^2)^{1/2}, i = 1, 2, \dots, 128 \quad (9)$$

综上所述可以说明,岭南古建筑中图像的特征优化提取原理,利用该原理完成了岭南古建筑中图像的特征优化提取。

3 基于 SUSAN 角点检测的图像特征优化提取方法

3.1 基于像素概率模型的图像背景分割

在对岭南古建筑图像特征优化提取过程中,先利用高斯混合模型表示岭南古建筑图像各个像素对应的色彩分布情况,再以具有最大适应度值的岭南古建筑图像高斯混合子模型作为当前岭南古建筑图像分布模型描述图像各个像素的特征,对各个图像像素特征进行分类,得到岭南古建筑图像区域,具体过程如下所述。

假设,岭南古建筑图像中某一像素只属于图像前景或是属于图像背景,且岭南古建筑图像中各个像素在观测阶段内

与其它像素无关,则利用式(10)组建岭南古建筑图像中某一像素为 (i,j) 的像素概率模型为

$$p(X_{ij}^t) = \sum_{C=B,F} p_C(X_{ij}^t | \theta_{ij,C}^t) \quad (10)$$

式中, $p_C(X_{ij}^t | \theta_{ij,C}^t)$ 代表 (i,j) 像素属于岭南古建筑图像前景或是图像背景的条件概率。

假设,岭南古建筑图像中各个像素值均为特定光照下的某一特殊建筑物表面,考虑到图像采样噪声,利用高斯模型对岭南古建筑图像各个像素值进行建模,利用式(11)组建图像像素 (i,j) 的背景混合模型

$$p_b(X_{ij}^t) = \sum_{k=1}^K w_{ij,b,k}^t \times \eta(X_{ij}^t, \mu_{ij,b,k}^t, \sum_{ij,b,k}^t) \quad (11)$$

式中, X_{ij}^t 代表图像像素 (i,j) 的像素值, K 代表岭南古建筑图像背景混合模型中描述图像像素色彩特征的高斯分布模型的数量, $w_{ij,b,k}^t$ 代表岭南古建筑图像背景混合模型中 k^{th} 个子模型的权, $\mu_{ij,b,k}^t$ 和 $\sum_{ij,b,k}^t$ 分别代表岭南古建筑图像背景混合模型的均值以及协方差矩阵, n 代表模型特征向量 X_{ij}^t 的维数,利用式(12)给出岭南古建筑图像背景混合模型参数的变化情况

$$\eta(X, \mu, \sum) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\sum|^{\frac{1}{2}}} \exp(-\frac{1}{2}(X-\mu)^T \sum^{-1}(X-\mu)) \quad (12)$$

式中,模型高斯分布权 $w_{ij,b,k}^t$ 越大,说明,图像背景混合模型中有较多的观测值与子模型 k 匹配,标准差 $\sigma_{ij,b,k}^t$ 代表图像背景混合模型子模型的稳定性,以权和标准差之比 $w_{ij,b,k}^t/\sigma_{ij,b,k}^t$ 视为适应度值,从岭南古建筑图像背景混合模型中找出具有较大适应度值的子模型作为当前岭南古建筑图像序列背景分布模型,利用式(12)计算获得岭南古建筑图像像素 (i,j) 属于图像的条件概率。

由式(11)和式(12)可知,岭南古建筑图像混合模型由子模型的均值 $\mu_{ij,b,k}^t$ 、协方差矩阵 $\sum_{ij,b,k}^t$ 以及权值 $w_{ij,b,k}^t$ 综合决定,则利用式(13)定义岭南古建筑图像像素 (i,j) 的混合模型参数

$$\theta_{ij,C}^t = \{\theta_{ij,c,1}^t, \theta_{ij,c,2}^t, \dots, \theta_{ij,c,K}^t\} \quad (13)$$

式中, $\theta_{ij,c,k}^t$ 表示图像混合模型中 k^{th} 子模型的参数集合,将采集获得的 N 幅岭南古建筑背景图像作为观测数据集,集合EM理论计算获得岭南古建筑图像模型参数的初始值。

通过上述过程,将岭南古建筑图像像素分类为岭南古建筑图像前景或图像背景;最后基于图像像素分类结果,结合EM理论更新岭南古建筑图像像素混合模型参数,得到岭南古建筑中图像目标区域。

3.2 岭南古建筑中图像特征优化提取

在对岭南古建筑图像特征优化提取过程中,以3.1节获得的岭南古建筑中图像目标区域为依据,结合SUSAN角点检测算子理论通过计算岭南古建筑中图像像素灰度变化的梯度值定义角点响应函数,计算各个图像像素点的角点响应函数值,得到能够取得该值的局部最大的图像像素点作为岭

南古建筑中图像特征,具体过程如下所述:

在对岭南古建筑图像特征优化提取过程中,岭南古建筑图像局部区域内亮度值相比其近邻区域内亮度值相比差异性较大,对岭南古建筑中图像任意像素点,结合SUSAN角点检测算子计算各个圆形模板的USAN面积

$$n(\vec{r}_0) = \sum_{\vec{r}} c(\vec{r}, \vec{r}_0), ; c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \exp(-(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)}{t})^6) \quad (14)$$

式中, \vec{r}_0 是核子对应于图像局部区域的位置, \vec{r} 代表圆形模板中其它点的位置, $I(\vec{r})$ 代表岭南古建筑中图像像素灰度, t 代表图像像素灰度相似阈值,利用式(15)计算出图像局部区域中某一像素点的角点响应函数

$$CRF(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0) & \text{若 } n(\vec{r}_0) < g \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (15)$$

在岭南古建筑中图像各个圆形模板区域内取式(15)最大值且不为0的点视为角点,其中 g 代表固定的阈值,通常选取为圆形模板面积的一半,门限 t 代表能检测岭南古建筑图像角点的最小对比度,主要决定可以提取的岭南古建筑图像特征数量, t 越小,可从对比度较低的岭南古建筑图像中提取图像特征。

通过对岭南古建筑中图像像素灰度值进行分析,利用式(16)提出不同岭南古建筑中图像对比度下 t 的自适应取值方程式

$$t = a \times (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i\max} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i\min}) \quad (16)$$

式中, $I_{i\max}$ 和 $I_{i\min}$ 分别代表岭南古建筑中图像中最大的 i 个灰度值和最小的 j 个灰度值。

4 实验结果

为了证明本文提出的基于SUSAN角点检测的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法的综合有效性,需要进行一次实验,实验数据选取相同场景相同拍摄条件下的岭南古建筑图像,通过MATLAB数学软件对SUSAN角点检测方法以及尺度不变特征变换方法的实验结果进行描述。

分别利用SUSAN角点检测方法和尺度不变特征变换方法进行岭南古建筑中图像的特征优化提取实验。将2种方法进行图像特征优化提取效率(%)对比,对比结果用图1进行描述。

分析图1可知,利用SUSAN角点检测方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取效率要优于尺度不变特征变换方法进行岭南古建筑中图像的特征优化提取效率,这主要是因为SUSAN角点检测方法先利用高斯混合模型表示岭南古建筑图像各个像素对应的色彩分布情况,再以具有最大适应度值的岭南古建筑图像高斯混合子模型作为当前岭南古建筑图像分布模型描述图像各个像素的特征,使得SUSAN角点检测方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取效率较优。

分别利用SUSAN角点检测方法和尺度不变特征变换方

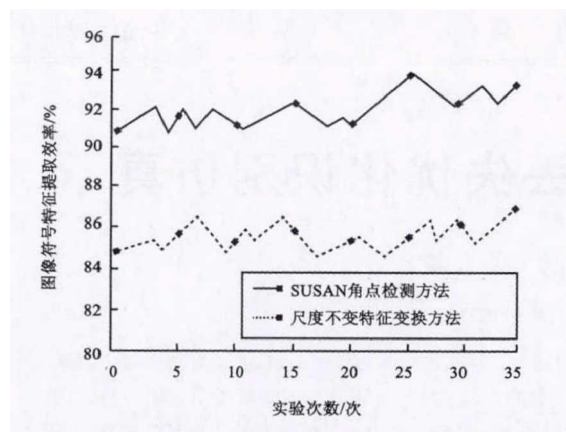


图1 不同方法图像特征优化提取效率对比图

法进行岭南古建筑中图像的特征优化提取实验。将2种方法进行图像特征优化提取率(%)对比,提取率为利用 SUSAN 角点检测方法和尺度不变特征变换方法进行岭南古建筑中图像的特征点数与分割处理后总图像像素数之比,对比结果用图2进行描述。

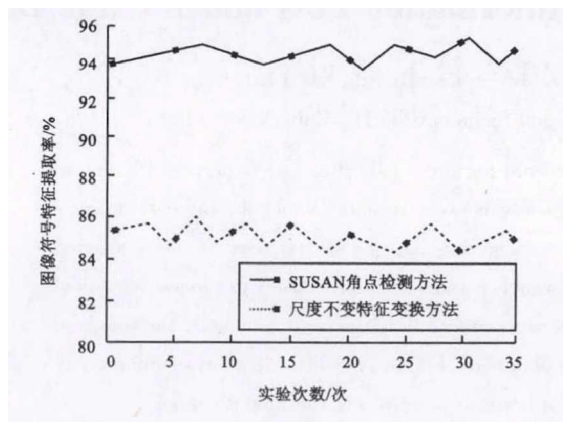


图2 不同方法图像特征优化提取率对比图

分析图2可知,利用 SUSAN 角点检测方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取率要高于尺度不变特征变换方法的特征优化提取率,这主要是因为尺度不变特征变换方法先构造岭南古建筑原始图像尺度空间后,依据权重将岭南古建筑中图像尺度空间合并为一副响应图像,筛选出候选图像特征点,在筛选过程中通过判断候选图像特征点是否大于某给定阈值来确定是否为图像特征点,使得岭南古建筑中图像剩余部分的特征点容易被忽略,同时体现出 SUSAN 角点检测方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取率较高。

分别利用 SUSAN 角点检测方法和尺度不变特征变换方法进行岭南古建筑中图像的特征优化提取实验。为了能够对图像特征点在不同尺度下提取效果进行准确定量评价,利用式(17)进行表示:

$$r_{1,2} = C(I_1, I_2) / \text{mean}(m_1, m_2) \quad (17)$$

其中, $C(I_1, I_2)$ 代表岭南古建筑中两幅图像重复特征点的数

量, $\text{mean}(m_1, m_2)$ 代表岭南古建筑中图像特征点提取数量的平均值,将其定义为重复率,重复率越大,说明岭南古建筑中图像特征优化提取效果越好,即提取图像特征的稳定性越好,将2种方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取重复率(%)对比,对比结果用图3进行表示。

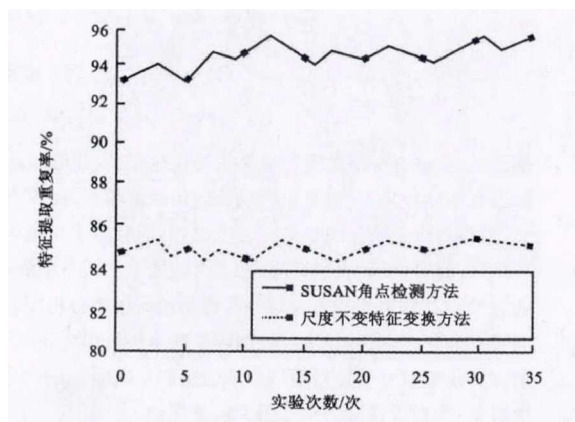


图3 不同方法图像特征重复率对比图

分析图3可知,利用 SUSAN 角点检测方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取重复率要高于尺度不变特征变换方法的特征优化提取重复率,这主要是因为 SUSAN 角点检测方法先以具有最大适应度值的岭南古建筑图像高斯混合子模型作为当前岭南古建筑图像分布模型描述图像各个像素的特征,得到岭南古建筑图像区域,通过计算岭南古建筑中图像像素灰度变化的梯度值定义角点响应函数,得到能够取得该值的局部最大的图像像素点作为岭南古建筑中图像特征,由此完成岭南古建筑中图像特征优化提取,使得 SUSAN 角点检测方法进行岭南古建筑中图像特征优化提取重复率较高。

5 结论

针对目前大多数方法在对岭南古建筑中图像特征优化提取时,由于岭南古建筑图像存在遮挡严重,导致提取的图像特征难以准确描述建筑图像的几何信息,存在图像特征优化提取误差大的问题。为此,提出一种基于 SUSAN 角点检测的岭南古建筑中图像的特征优化提取方法。实验结果表明,所提方法能够有效提升岭南古建筑中图像的特征优化提取精度,具有较好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 董淑华,官兴龙,邢贞相. RSN 符号代码及其在水系地貌特征提取中的应用[J]. 水文, 2015,35(1):51-54.
- [2] 桑园,王莉丽. 公路路面摩擦力属性图像纹理特征的识别方法研究.[J]. 科技通报,2016,7(32):188-192.
- [3] 徐旭,等. 基于高亮特征匹配的双视向 SAR 图像建筑物高度提取[J]. 遥感技术与应用, 2016,31(1):149-156.

(下转第 373 页)

可以有效地提升对大数据驱动下的网络入侵检测的效率。

4.3 不同方法选取分类正确率对比

分别采用所提基于粗糙集-决策树结合模型和文献[10]所提基于层次提取表增量学习模型进行大数据驱动下的网络入侵信号提取检测实验。对比不同模型进行大数据驱动下的网络入侵信号提取检测分类正确率,对比结果见图3。

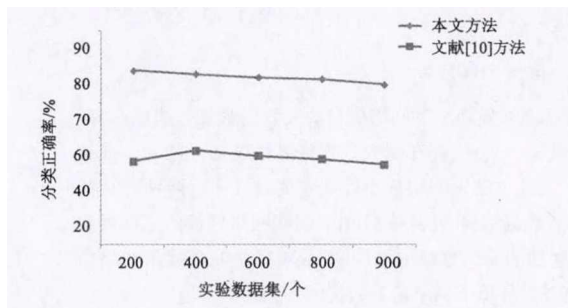


图3 不同方法分类正确率对比

从图3的实验结果中可以说明,相对于文献[10]模型,利用所提模型进行大数据驱动下的网络入侵信号提取检测具有较好的分类精度,可以对不同的入侵攻击类型进行识别,有效地保障了大数据驱动下的网络安全稳定性。

实验结果表明,所提模型建模精度较高,为保障大数据驱动下的网络安全奠定了基础。

5 结束语

针对采用当前模型进行网络入侵信号提取检测时,无法得到网络入侵提取样本属于各攻击类型的后验概率,存在对提取结果属性取值分类误差大的问题。为此,提出一种基于粗糙集-决策树结合的大数据驱动下的网络入侵信号提取检测模型。实验结果表明,所提模型建模精度较高,为保障大

数据驱动下的网络安全奠定了基础。

参考文献:

- [1] 张洁,等. 大数据驱动的智能车间运行分析与决策方法体系[J]. 计算机集成制造系统, 2016,22(5):1220-1228.
- [2] 计国君,余木红, Kim Hua Tan. 大数据驱动下的全渠道供应链服务创新决策框架[J]. 商业研究, 2016,62(8):152-162.
- [3] 郑宏,蔡宇翔. 大数据环境下入侵风险评估优化[J]模型仿真分析[J]. 计算机仿真, 2016,33(9):292-295.
- [4] 郑志娴,王敏. 基于大数据的 K-means 聚类算法在网络安全检测中的应用[J]. 湖北第二师范学院学报, 2016,33(2):36-40.
- [5] 平寒. 基于改进决策树的入侵检测算法[J]. 山东科学, 2014, 27(4):62-67.
- [6] 张凯. 大数据网络入侵过程的痕迹数据监测方法研究[J]. 科学技术与工程, 2016,16(14):254-258.
- [7] 陈曾胜,夏登俊. 基于大数据的高风险网络入侵与阻断方法研究[J]. 电信技术, 2016,1(1):85-88.
- [8] 华铭轩,张峰军. 大数据环境下的入侵检测系统框架[J]. 通信技术, 2015,48(11):1300-1304.
- [9] 葛钊成,彭凯. 大数据环境下入侵检测系统概述[J]. 软件, 2016,37(5):54-58.
- [10] 冯沛华,刘振华,胡月明. 基于 TM 遥感优化模型的地表水体信息提取. [J]. 科技通报, 2016,8(32):176-181.



[作者简介]

顾艳林(1971-),女(汉族),内蒙古呼伦贝尔人,硕士,副教授,主要研究领域为教育教学、计算机应用、网络、程序设计。

(上接第357页)

- [4] 丁文锐,等. 基于 MSER 的无人机图像建筑区域提取[J]. 北京航空航天大学学报, 2015,41(3):383-390.
- [5] 朱俊杰,等. 几何特征表达及基于几何特征的建筑物提取[J]. 应用科学学报, 2015,33(1):9-20.
- [6] 徐旭,等. 基于 L 型结构中心线的 SAR 图像建筑物提取方法[J]. 计算机应用研究, 2015,32(6):1888-1891.
- [7] 彭晨,等. 基于移动激光扫描点云特征图像和 SVM 的建筑物立面半自动提取方法[J]. 地球信息科学学报, 2016,18(7):878-885.
- [8] 王雪,等. 利用机载 LiDAR 数据和高分辨率图像提取复杂城区建筑物[J]. 国土资源遥感, 2016,28(2):106-111.

- [9] 刘欣,等. 多特征加权融合的高分 SAR 影像建筑区提取方法[J]. 测绘科学, 2016,41(4):139-143.
- [10] 刘博,徐丽华,卢盛昌. 关于建筑物图像提取优化仿真研究[J]. 计算机仿真, 2015,32(12):327-331.



[作者简介]

曹艳玲(1986-),女(汉族),安徽人,博士,讲师,研究方向:建筑美学;
袁义宏(1978-),男(汉族),安徽人,博士研究生,副教授,研究方向:设计艺术学。