

感受野视觉特征整合模型及应用

章健¹, 赵冰¹, 李永强¹, 常奇峰², 逯鹏¹

1. 郑州大学电气工程学院, 郑州 450001
2. 中国航天科工集团第四研究院红峰控制有限公司, 湖北孝感 432000

摘要 采用基本 ICA 模拟视觉感知机制对自然图像分解得到的图像基函数在空间排列上是混乱的, 这与视觉生理机制相互矛盾。模拟视皮层感受野间的信息整合机制, 建立了新的计算模型。针对基于内容的图像故障区域检测问题, 提出了相应的高效率少样本检测算法。首先, 以列车正常和故障图像序列作为训练数据, 利用拓扑 ICA 方法学习图像基函数, 由此得到的独立分量系数作为神经元响应, 然后模拟同步振荡机制选择响应强烈的神经元, 输出其对应的内容, 最后通过自动对比实现图像故障区域的快速定位。实验结果表明, 与传统方法相比较, 引入视觉信息整合机制的新模型及其算法能够提高故障检测率。

关键词 视觉信息整合; 拓扑基函数; 神经元响应; 故障检测

中图分类号 TP2

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.09.010

Vision Integration Model of Receptive Field and Its Application

ZHANG Jian¹, ZHAO Bing¹, LI Yongqiang¹, CHANG Qifeng², LU Peng¹

1. Department of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China
2. The Hongfeng Control Co., Ltd, Fourth Academy, China Aerospace Science and Industry Group, Xiaogan 432000, Hubei Province, China

Abstract The visual information in the brain is passed layer by layer. Almost all the visual signals from the retina go through the receptive field of the primary visual cortex (V1 area) and pass on to a more advanced visual cortex after processing. The receptive field of V1 is mainly responsible for extracting the image shape, direction, color and other information, with the spatial domain of locality, time and frequency domain direction and choice, as well as sparse response characteristics. From the view of natural image statistics, Independent Component Analysis (ICA) is one of the main methods to model early computational vision. However, the space arrangement of basic functions (independent components of natural image) decomposed by basic ICA is chaotic and their amplitudes are uncertainty. This decomposition result is contradicted with physiological mechanisms of vision. So, a new computational model is proposed to simulate two important mechanisms of vision which are visual cortex receptive field topology construct and synchronous oscillation among neuron group. To solve the problem of train image fault detection, a new algorithm was proposed based on above compute model. The experiment results show that, the new algorithm can increase fault detection rate effectively compared with traditional methods which absence of above two important mechanisms of vision.

Keywords visual information integrate; topology basis function; neuron response; fault detection

0 引言

动物视觉系统处理视像特征的实时性和效率是传统视像特征处理方法(例如纹理法、灰度法、形态特征法、分割法、神经网络法和小波变换法^[1-6])无法比拟的。视觉系统处理视

像特征的方法之一是通过感受野对图像特征进行整合, 快速有效提取图像特征^[7,8]。模拟这种感受野特征整合机制, 对于完成基于图像的故障检测任务有重要意义。

从自然图像统计特性分析的角度模拟感受野特征整合

收稿日期: 2012-12-18; 修回日期: 2013-02-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(60841004, 60971110)

作者简介: 章健, 教授, 研究方向为电力系统运行与分析 and 电力系统辨识, 电子邮箱: hnpowersoft@tom.com

的主要方法是独立分量分析(ICA),但这种方法分解得到的视觉特征基函数在空间排列上是混乱的。而视觉生理机制研究表明,感受野提取的视觉特征在空间排列上是有序的,这与视觉生理机制相矛盾^[9]。

进一步的神经生理学研究表明,ICA只是模拟了V1区简单细胞感受野的特征^[10],并没有完全模拟感受野之间的整合及协同的作用。例如对图像拓扑特征的提取以及神经元之间的同步振荡机制^[11,12]。

针对基于内容的图像故障区域检测问题,利用拓扑ICA方法提取图像特征来模拟感受野拓扑机制,采用脉冲耦合神经网络对神经元之间的协同作用进行同步整合来模拟V1区神经元群之间的同步振荡机制。以列车正常和故障图像序列为训练数据,利用拓扑ICA方法学习图像基函数,由此得到的独立分量系数作为神经元响应,进而模拟同步振荡机制选择响应强烈的神经元,输出其对应的内容,通过自动对比实现图像故障区域的快速定位。

1 整合模型

感受野特征整合原理如图1所示,图像信息首先经过感受野初步整合来提取拓扑特征信息,当信息进入V1区后,V1区神经元之间再通过同步振荡机制对图像拓扑特征进行同步整合,其模型如图2所示。

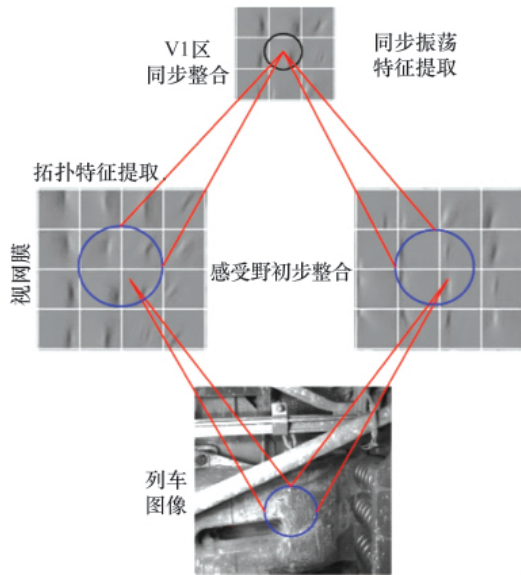


图1 感受野特征整合原理

Fig. 1 The vision integration principle of receptive field

模拟感受野对图像特征提取,首先要根据V1区神经元稀疏响应特性构造感受野,然后利用构造的感受野对图像特征进行提取,最后得到神经元对图像特征的响应。

在感受野特征提取过程中,作为滤波器的感受野与图像做卷积,可得到V1区神经元的响应,即

$$A=RF*X \quad (1)$$

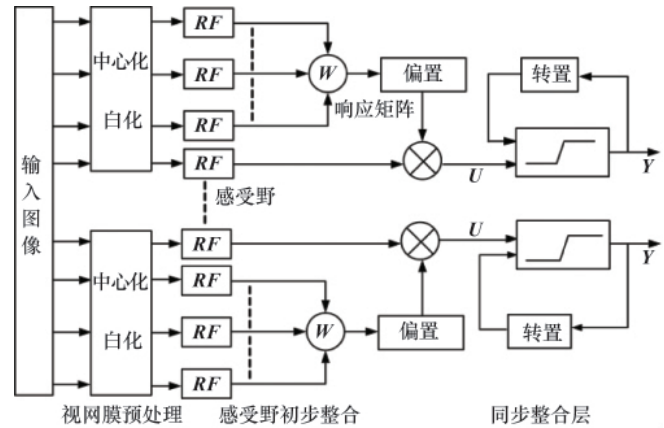


图2 感受野特征整合模型

Fig. 2 The vision integration model of receptive field

其中, X 为训练样本图像, RF 为感受野, A 为神经元的响应,具有稀疏响应的特性。构造感受野时首先对输入图像进行去中心化和白化预处理,然后利用负熵来衡量 A 的稀疏特性

$$J(y) \approx \{E[G(y_{\text{guess}})] - E[G(y)]\}^2 \quad (2)$$

其中, $E(\cdot)$ 为随机变量的期望, G 是非二次函数, y_{guess} 是与 y 具有相同方差的满足高斯分布的变量。选择

$$G(u) = \frac{1}{a} \lg \cosh au \quad (3)$$

其中, u 为输入图像矩阵参数, a 为变量。

感受野的构造过程就是寻找使得 $A=RF*X$ 的负熵最大的转换矩阵 RF 。使用梯度法计算 RF ,即

$$RF_{n+1} = RF_n + \eta \frac{\partial J(RF_n X)}{\partial RF_n} \quad (4)$$

其中, RF_n, RF_{n+1} 分别是在 n 和 $n+1$ 时刻得到的转换矩阵, η 为学习速率,将转换矩阵归一化,令

$$RF_{n+1} = \frac{RF_n}{\|RF_{n+1}\|} \quad (5)$$

当 RF_{n+1} 收敛时,训练结束,完成感受野的构造。

感受野同步整合用神经元之间的同步振荡机制来模拟^[13]。这种机制表现为当一个振荡的神经元处于兴奋状态时,就会对周围的神经元进行抑制,同时,它又将这种兴奋向其他领域扩充。这样就使得同一个刺激的振荡神经元群之间趋于同步,不同刺激的振荡神经元群之间趋于异步。神经元之间通过同步振荡机制对视觉特征进行整合,减少了视像中存在的冗余,提取出了有效视像特征。

感受野同步整合分为接收部分和非线性连接调制部分。其中,接收部分主要接受相邻神经元的输入刺激和外部的直接输入刺激。非线性连接调制部分由线性连接部分和外部直接输入获得。具体按照以下方式进行。

相邻神经元输入

$$L_{ij} = \sum_{i=0}^{M-1} \left(\sum_{j=0}^{M-1} \omega V_{ij} \right) \quad (6)$$

其中, V_{ij} 为响应矩阵 A 的一个 $M \times M$ 滑动子窗口; ω 为响应系

数的加权矩阵。

外部直接输入

$$F_{ij}=A_{ij} \quad (7)$$

其中, A_{ij} 为第 (i, j) 个神经元的响应, 对应 V_{ij} 范围内中心点的响应。

非线性连接调制

$$U_{ij}=F_{ij}[n](1+\beta L_{ij}[n]) \quad (8)$$

式(8)中, β 为连接强度系数; U_{ij} 为特征整合的结果。设定动态阈值 θ_j

$$\theta_j(n)=e^{-a_n \Delta t} \theta_j(n-1)+V_j Y_j(n-1) \quad (9)$$

其中, a_n 为动态阈值的衰减时间常数。将内部活动项 U_j 与动态阈值 θ_j 相比较, 若 U_j 大于动态阈值, 输出时序脉冲序列 $Y_j(n)$, 并将神经元响应系数置 1, 视为该神经元响应强烈; 否则, 将神经元响应系数置 0, 视为该神经元不响应。即

$$Y_j(n)=\begin{cases} 1 & U_j[n]>\theta_j[n] \\ 0 & U_j[n]\leq\theta_j[n] \end{cases} \quad (10)$$

2 图像故障区域检测算法

根据图 2 构造的感受野特征整合模型, 设计了基于内容的故障图像检测算法 (Content-Based Image Fault Area Detection, CBIFD)。算法首先通过对样本图像进行训练, 得到感受野拓扑特征库, 在此基础上对测试图像进行故障检测。

2.1 感受野拓扑特征学习算法

输入: 13 幅训练样本图像。

输出: 拓扑基函数。

步骤: (1) 对样本图像库进行随机采样, 并对采样数据进行白化和中心化; (2) 根据式(1)计算神经元响应; (3) 根据式(5)将每个基归一化为单位向量, 并根据误差阈值 $norm(\Delta W) \leq \epsilon$ 进行迭代学习, 最后获得感受野拓扑特征库。

2.2 感受野同步整合算法

输入: 故障图像和正常图像。

输出: 响应强烈的神经元。

步骤: (1) 对输入图像进行平移采样, 将采样数据进行白化和中心化, 得到输入图像矩阵; (2) 将矩阵中各元素视为外部激励信号 S_j , 并设定动态阈值 θ_j ; (3) 利用式(10), 对内部活动项 U_j 和动态阈值 θ_j 进行比较; (4) 将大于 θ_j 的内部活动项对应内容输出, 即为响应强烈神经元对应特征。

2.3 图像故障检测算法

输入: 1 幅列车故障图像和 1 幅配准图像。

输出: 列车图像故障坐标定位。

步骤: (1) 对输入图像进行平移采样, 并将采样数据进行白化和中心化预处理; (2) 根据式(1)计算神经元响应; (3) 利用脉冲耦合神经网络 PCNN 筛选神经元系数, 输出最佳神经元感知内容; (4) 对故障图像和配准图像引起的神经元感知内容进行比对, 定位隐蔽目标位置, 算法结束。

CBIFD 算法由感受野拓扑特征学习算法、感受野同步整

合算法和图像故障检测算法组成, 其总体流程图如图 3 所示。

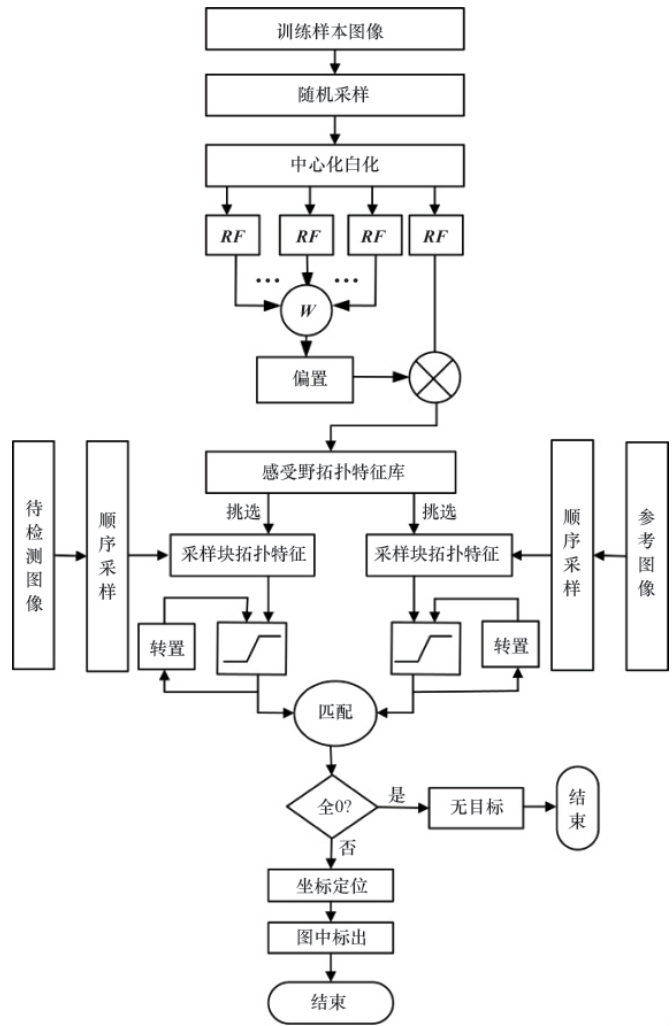


图 3 CBIFD 算法流程

Fig. 3 The flowchart of the CBIFD algorithm

3 故障检测实验

3.1 感受野拓扑特征学习

实验在 Matlab 7.6 环境下运行, 操作系统: Windows XP, CPU: Intel(R) Dual CPU E2160@1.80GHz, 内存: 2.00GB。选取 13 幅特征明显, 512×512 像素的列车图像作为样本图像进行训练 (训练图像样本数量的选择基于检测图像特征, 原则上是数量越多包含特征越明显, 检测效果就越好, 但 CBIFD 算法是对图像矩阵数列进行运算, 由于实验环境及硬件设施有限, 为了提高算法的运算速度并取得最佳的实验效果, 经多次实验最终选取了 13 幅具有明显特征 512×512 像素的灰度图像进行训练), 如图 4 所示。首先对每幅图像随机采样 5000 个 32×32 大小的图像块, 得到 32×32×65000 训练数据集合; 为了去除冗余将输入数据集合降至 160 维, 得到一个大小为 160×65000 的基函数训练样本。对基函数样本进行感受野初

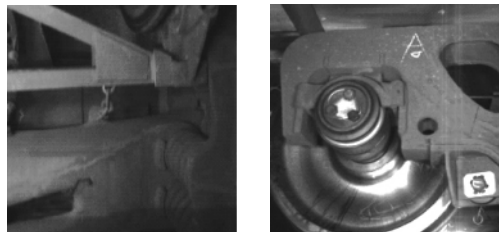


图 4 训练样本中的两幅图像

Fig. 4 Two images in training samples

步整合,得到如图 5 所示的感受野拓扑特征基函数(在上述实验环境下算法运行 16.2h)。

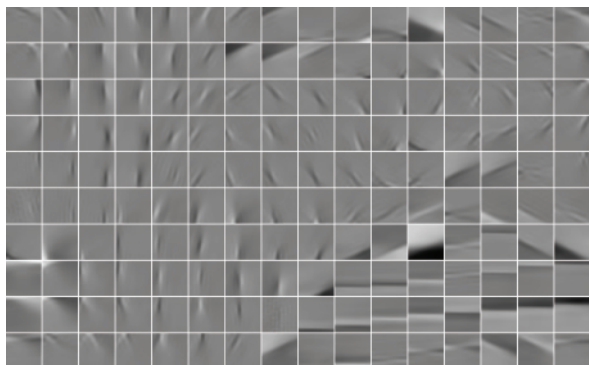


图 5 感受野拓扑特征基函数

Fig. 5 The basis functions obtained from TopoICA

图 6 是 ICA 方法分解得到的基函数,从图中可以看出,ICA 基函数在空间排列上是混乱的,而使用拓扑 ICA 分解得到感受野具有明显的拓扑组织结构,相邻神经元的感受野具有相似的特征,具有相似或渐变的朝向和频率,类似于复杂细胞的感受野特性,这与生理学实验结果相吻合^[9]。由于充分模拟了动物视觉特征整合机制,通过对 13 幅图像进行一次训练得到的感受野拓扑特征基函数可以对样本外大量图像的特征进行表征。

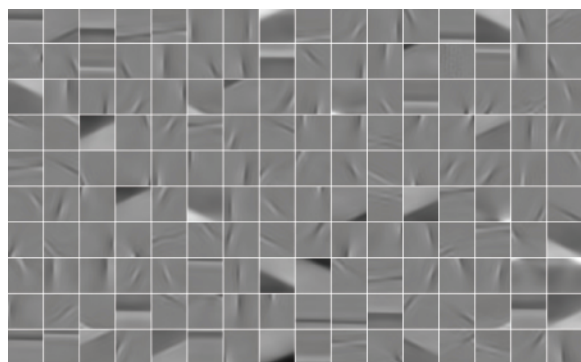


图 6 ICA 基函数

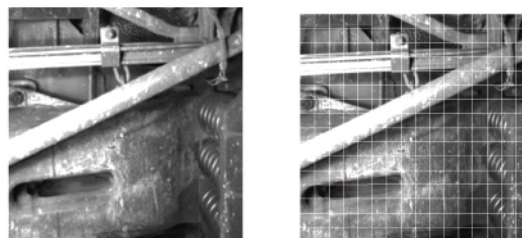
Fig. 6 The basis functions obtained from ICA

3.2 图像故障区域检测

根据训练得到的感受野拓扑特征基函数,随机选取两幅

大小为 512x512 像素列车裂纹故障图像和正常图像进行测试。以图 7(a)所示故障图像为例,首先,对图像平移采样 256 个大小为 32x32 像素位置连续的图像块,得到一个如图 7(b)所示 256x32x32 的输入数据集合。然后,对输入数据进行中心化和白化预处理,再根据图 6 训练得到的感受野对白化后的数据进行内容感知,得到正常图像的内容感知结果。图 8 为正常图像和故障图像内容感知结果。从正常图像内容感知结果中选取 160 个神经元响应如图 9 所示。从图 9 中可以看出,绝大多数神经元响应微弱,即响应在零值附近的神经元数量较多,存在着冗余。利用感受野同步整合机制对图 9 中的神经元响应进行整合,得到图 10 整合后的神经元响应,表明经过整合,被激活的神经细胞数量明显减少,去除了微弱神经元的响应,筛选出了最佳神经元的响应,减少了视像中存在的冗余。

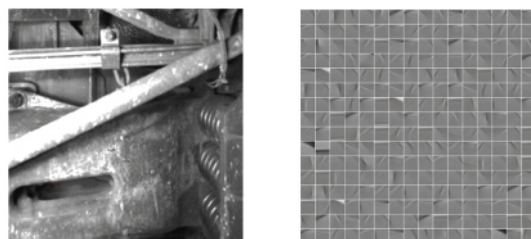
根据感受野同步整合后的神经元响应,进行图像故障区域检测(一幅图像用时 7s),如图 11 所示。



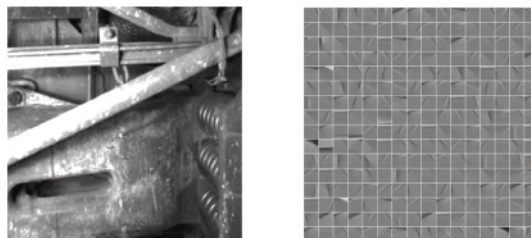
(a) 故障图像 (a) Fault image
(b) 采样结果 (b) Sampling result

图 7 平移采样

Fig. 7 The translation sampling



(a) 正常图像 (a) Normal image
(b) 正常图像内容感知结果 (b) Normal image content perception result



(c) 故障图像 (c) Fault image
(d) 故障图像内容感知结果 (d) Fault image content perception result

图 8 内容感知结果

Fig. 8 Content perception results

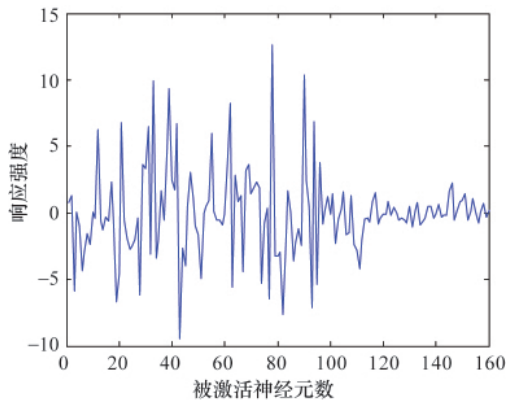


图 9 一幅图像神经元的响应
Fig. 9 Neuron response of an image

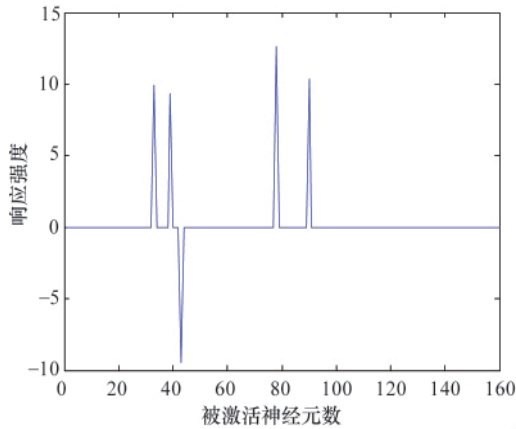


图 10 同步整合结果
Fig. 10 Result of synchronous integration

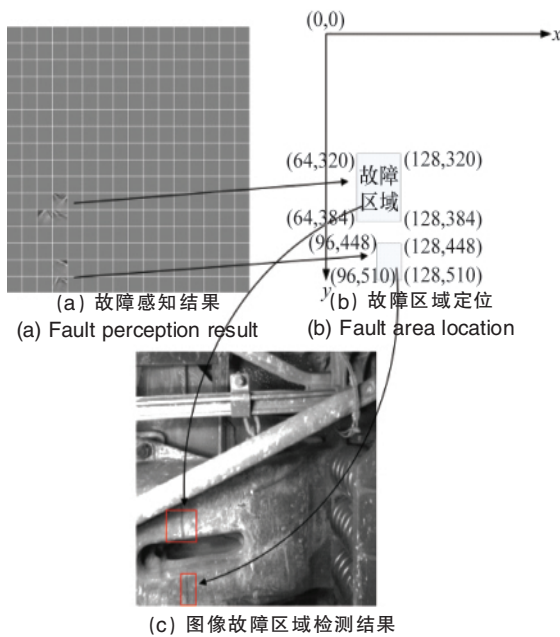
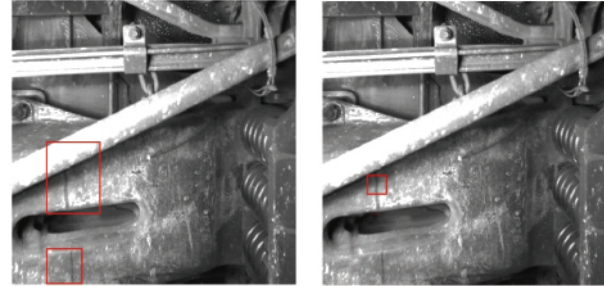


图 11 图像故障区域检测
Fig. 11 Image fault area detection

3.3 对比实验

CBIFD 方法,模板匹配方法和 Hough 变换方法分别进行故障检测的结果如图 12 所示。



(a) CBIFD 方法检测结果 (a) CBIFD detection result
(b) 模板匹配方法检测结果 (b) Template matching detection result



(c) Hough 变换方法检测结果
(c) Hough transform detect result

图 12 3 种方法的检测结果对比
Fig. 12 Comparison of the results of the tree algorithms

从图 12 可知,由于充分模拟了动物感受野特征整合机制, CBIFD 方法能准确有效地检测出图像故障;模板匹配方法和 Hough 变换方法很难准确的定位故障。

选取 60 幅列车故障图像进行检测,每 10 幅图像耗时为一个记录点,3 种算法耗时情况如图 13 所示。

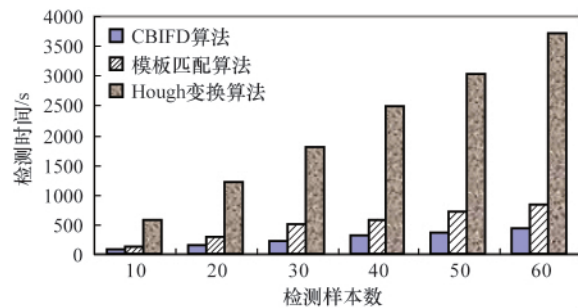


图 13 3 种算法耗时对比
Fig. 13 Comparison of the time spent of the three algorithms

为了表明 CBIFD 算法的优越性,根据图 6 得到的感受野拓扑特征,选取样本外的 223 幅列车故障图像进行测试,实际检测结果如表 1 所示。

表 1 对 223 幅故障图像检测后的统计结果
 Table 1 The statistical results after detection
 of 223 fault images

方法	图像 数	正确检 测数	漏检 数	误检 数	检测率 /%	检测 时长/s
CBIFD 方法	223	219	1	3	98.21	1356
模板匹配方法	223	160	25	38	71.75	2671
Hough 变换方法	223	102	43	78	45.73	14495

3.4 结果分析

由表 1 可知,由于充分模拟了动物感受野视觉特征整合机制,CBIFD 方法有很高的故障检测率,且耗时少,故障检测效果好。模板匹配方法和霍夫变换都是利用数学模型进行目标识别,检测效果有待提高。CBIFD 方法取得了很好的故障检测效果,并且利用 13 幅图像训练得到的感受野拓扑特征可以对样本外的大量图像进行故障检测。

4 结论

本文通过模拟动物视觉系统中存在的感受野整合机制,利用感受野原理和拓扑 ICA 方法提取图像拓扑特征基函数,并模拟感受野同步整合机制对神经元进行筛选,提出了一种新颖的针对图像故障的 CBIFD 算法,该算法能够利用少量样本实现大量图像故障检测任务。与传统数学算法相比,有效提高故障检测率。后续工作是对多种类型的图像故障分类方法进行研究。

参考文献 (References)

- [1] Lin J, Luo S W. Real-time rail head surface defect detection: A geometrical approach[J]. IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2009, 8(5): 769-774.
- [2] Tomczak L. Image defect detection methods for visual inspection systems [J]. CAD Systems in Microelectronics, 2007, 24(20): 454-456.
- [3] Ribeiro M X. An association rule-based method to support medical image

- diagnosis with efficiency[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10 (2): 277-285.
- [4] 顾广华, 崔冬. 白细胞图像的自动分割算法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(9): 1874-1879.
Gu GuangHua, Cui Dong. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(9): 1874-1879.
- [5] 孙伟, 王耀南, 徐航. 基于自组织小波神经网络的磁共振图像分割方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(4): 26-29.
Sun Wei, Wang Yaonan, Xu Hang. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2008, 22(4): 26-29.
- [6] 吴秀永, 徐科, 徐金梧. 基于 Gabor 小波和核保局投影算法的表面缺陷自动识别方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(3): 438-441.
Wu Xiuyong, Xu Ke, Xu Jinwu. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(3): 438-441.
- [7] Olshausen B A, Field D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. Nature, 1996, 381: 607-609.
- [8] Graham D J, Chandler D M, Field D J. Can the theory of "whitening" explain the center-surround properties of retinal? [J]. Vision Research, 2006, 46(18): 2901-2913.
- [9] 寿天德. 视觉信息处理的脑机制[M]. 上海: 上海科技教育出版社, 1997.
Shou Tiande. Visual information processing in the brain mechanisms[M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Education Press, 1997.
- [10] van Hateren J H, Schaaf A V. Independent component filters of natural images compared with simple cells in primary visual cortex [J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 1998, 265 (1394): 359-366.
- [11] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [12] Johnson J L. Pulse coupled neural net: Translation, rotation, scale, distortion and intensity signal invariance for images[J]. Applied Optics, 1994, 33(26): 6239-6253.
- [13] Eckhorn R, Bauer R, Jordan R, et al. Coherent scillations: A mechanism of feature link ing in the visual cortex? [J]. Biological Cybernetics, 1988, 60(2): 121-130. (责任编辑 刘志远)