

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0593-07

论文索引信息: 张学武, 丁燕琼, 段敦勤, 龚芳, 徐立中, 石爱业. 基于视觉仿生机理的铜带表面缺陷检测 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 593-599

基于视觉仿生机理的铜带表面缺陷检测

张学武, 丁燕琼, 段敦勤, 龚芳, 徐立中, 石爱业

(河海大学计算机及信息工程学院, 南京 210098)

摘要: 受神经解剖学和心理学中有关视觉系统研究成果的启发, 提出一种基于生物视觉仿生机理的铜带表面缺陷检测模型。该模型首先使用 Gaussian 金字塔分解和 Gabor 滤波器提取缺陷图像特征, 合成特征显著图, 然后模拟自底向上注意机制, 分析视网膜中央凹的内容以获取 what 信息; 再根据扫视仿真中访问点的时间顺序序列, 即扫描路径, 组成 where 信息流; 最后利用离散的可观测马尔可夫模型, 根据 what 信息和 where 信息调整相应类的单个马尔可夫链的概率, 最大化训练样本的似然值, 从而实现缺陷的正确分类。实验结果表明, 本文算法在表面缺陷检测系统中的可行性及有效性, 在多类缺陷分类中达到 94.40% 的总准确率。

关键词: 缺陷检测; 视觉仿生; 选择注意; 马尔可夫模型

Surface defects inspection of copper strips based on vision bionics

Zhang Xuwu, Ding Yanqiong, Duan Dunqin, Gong Fang, Xu Lizhong, Shi Aiye

(College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 210098 China)

Abstract: An inspection model for surface defects of copper strips based on vision bionics is proposed in this paper. The model firstly uses Gaussian pyramid and Gabor filter to extract the features of defective images, and combines the features into a saliency map. Then, it simulates the bottom-up attention mechanism, analyzing the content of fovea to acquire "what" information and obtaining a time-ordered sequence of visited regions after simulation of saccades, which constitutes the "where" stream. At last, it uses a discrete and observable Markov model to adjust the probabilities of a single Markov chain according to "what" and "where" stream, and maximizes the likelihood of the training data, and realizes correct classification. The experimental results demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed method in surface defect inspection, furthermore, the average accuracy rate can reach 94.40%.

Keywords: defect inspection; vision bionics; selective attention; Markov model

0 引言

20 世纪 90 年代以来, 随着电子技术和机器视觉技术飞速发展, 基于机器视觉的表面缺陷检测技术逐渐成为铜带表面无损检测的主流技术。在铜带生产过程中, 种种原因会使铜带表面产生一些缺陷。

这些缺陷会造成严重的生产事故, 因此, 如何能够及时发现并消除表面缺陷, 成为人们关注的问题。目前国内铜带生产厂家大多采用人工目测的方法完成检测工作, 这种方法劳动强度大, 工作效率低, 且目测的结果易受检查人员技术素质、经验及肉眼分辨率和疲劳等主观因素的影响, 缺乏准确性和规范化, 无法保证正常的产品质量。因此, 对自动缺陷检测

收稿日期: 2009-10-27; 修回日期: 2010-01-14

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60872096)。

第一作者简介: 张学武 (1973—), 男, 副教授。河海大学计算机及信息工程学院信息学专业在读博士研究生, 主要研究方向为机器视觉、图像分析与处理。E-mail: zhangxw@hhuc.edu.cn。

系统的研究具有重要意义。

表面质量检测的最大难点是缺陷特征提取和缺陷分类。传统的机器视觉检测方法一般采用灰度特征^[1]、几何形状特征^[2]或者纹理特征^[3]来描述缺陷,同时神经网络^[4]和支持向量机^[5]等被广泛应用于表面缺陷的检测与识别。这些方法都在某种程度上实现了表面缺陷的分类。但是由于铜带表面反光强烈,不同生产工艺造成不同类型的表面缺陷,部分缺陷面积小且与无缺陷铜带表面灰度相近,使得铜带的特征提取和分类面临难题,传统的方法已无法满足生产对质量控制系统的高度要求,因此需要寻求新的思路。

人类能快速有效地识别出缺陷类型,无论反光强弱、缺陷形状的细微变化。不同生产工艺造成同种缺陷的差别或机器难以识别的微小缺陷,都没有对人类视觉感知造成太大的困难。人类拥有强大的图像理解和模式识别能力,因此建立由生物学启发的计算机视觉模型是图像处理领域中的研究热点。

随着神经科学、计算神经科学和解剖学的发展,人类视觉感知系统的研究不断深入。神经生理学和解剖学的研究表明,视觉信息在大脑中按照一定的通路进行传递,具有强烈的层次结构性^[6]。人类在感知外部世界时,视觉系统分为两个皮层视觉子系统,即两条视觉通路——what 通路和 where 通路^[7-8]。对象可由中央凹的内容——what 信息和扫描路径——where 信息表示。What 通路传输的信息与外部世界的目标对象相关,where 通路用来传输对象的空间信息。结合注意机制,what 信息可以用于驱动自底向上的注意,形成感知和进行目标识别,where 信息可以用来驱动自顶向下的注意,处理空间信息。在视觉信息处理过程中,选择注意机制扮演重要角色。它的主要思想是并非图像的每一部分都提供信息,并且只需要细节地分析图像的相关部分就足以识别和分类。目前,选择注意机制已被广泛应用于场景分析和识别中^[9-11]。

本文将从事人眼视觉系统生理结构入手,以获取的铜带图像特征显著图为切入点,并将可观测马尔可夫模型引入模拟任务驱动下的注意机制,采用自顶向下的注意与自底向上的注意相结合的方法,同时考虑 what 信息和 where 信息,完成表面缺陷检测。

1 系统组成

铜带表面缺陷检测控制系统软件流程如图 1 所示,主要包括图像采集模块、预处理模块、注意层模块、中间层模块和联合层模块。

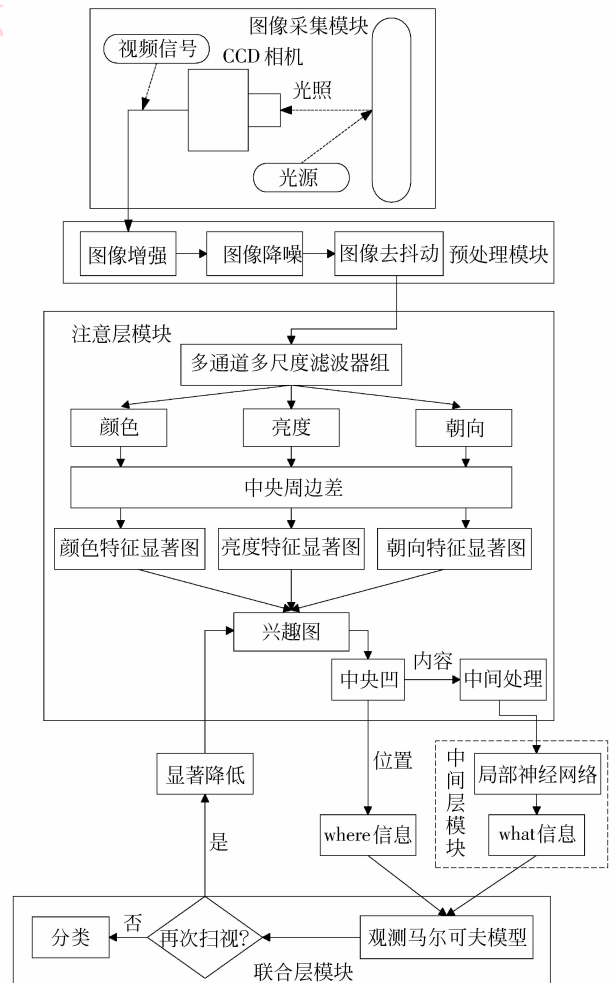


图 1 基于视觉仿生的铜带表面质量检测软件流程图

Fig. 1 Software flow of surface quality inspection for copper strips based on vision bionics

首先对采集的图像进行预处理,包括图像增强、去噪和去抖动;然后使用高斯金字塔分解和 Gabor 金字塔分解,提取亮度、颜色和朝向 3 个特征;再对已提取的亮度、颜色和朝向特征,通过计算中央精细尺度 c 和周边粗糙尺度 s 的中央周边差得到特征显著图;采用局部迭代法形成显著图;从兴趣图中获取的显著特征值作为神经网络输入,输出的类后验概率即 what 信息,根据焦点转移顺序获取 where 信息

流;利用 what 和 where 信息,使用离散可观测马尔可夫模型实现目标的正确分类。

2 视觉仿生模型关键算法

2.1 注意层

注意层主要完成特征提取,并合成显著图。Itti^[12]将亮度、颜色、朝向等初级视觉特征通过全局加强法形成多个显著图为图像内容的显著性提供度量。但是全局加强法只适合处理只有一个显著目标的图像,并且没有考虑到自然图像的信噪比,因此,本文使用更接近生物视觉的局部迭代法来进行特征合并。

2.1.1 视觉特征提取

1) 亮度特征

输入铜带图像包含 r, g, b 3 个通道,则灰度图像为 $I = (r + g + b)/3$,使用 I 创建高斯金字塔 $I(\sigma)$,其中 $\sigma \in [0, \dots, 8]$ 是尺度因子。

2) 颜色特征

建立 4 个宽调谐的颜色通道:红色 $R = r - (g + b)/2$,绿色 $G = g - (r + b)/2$,蓝色 $B = b - (r + g)/2$ 和黄色 $Y = (r + g)/2 - |r - g|/2 - b$ 。根据这些颜色通道生成 4 个高斯金字塔 $R(\sigma), G(\sigma), B(\sigma), Y(\sigma)$ 。

3) 朝向特征

使用 Gabor 小波对 I 进行分解,得到不同尺度 $\sigma \in [0, \dots, 8]$ 、不同朝向 $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 的 36 个分量 $O(\sigma, \theta)$,即朝向特征。

2.1.2 特征图形成

对已提取的亮度、颜色和朝向特征,通过计算中央精细尺度 c 和周边粗糙尺度 s 间的中央周边差 \ominus 得到特征显著图。

1) 亮度特征图

亮度特征图和亮度对比度有关,在哺乳动物中,是由对周边亮的中心暗区域敏感或者对周边暗的中央亮区域敏感的神经元检测。此处计算 6 个亮度特征 $I(c, s)$,其中 $c \in \{2, 3, 4\}, \sigma \in \{3, 4\}, s = c + \sigma$ 。

$$I(c, s) = |I(c) \ominus I(s)| \quad (1)$$

2) 颜色特征图

$$Rg(c, s) = |(R(c) - G(c)) \ominus (G(s) - R(s))| \quad (2)$$

$$By(c, s) = |(B(c) - Y(c)) \ominus (Y(s) - B(s))| \quad (3)$$

3) 朝向特征图

$$O(c, s, \theta) = |O(c, \theta) \ominus O(s, \theta)| \quad (4)$$

2.1.3 特征图合并

对亮度、颜色和朝向特征关注图进行合并之前,先对其各自使用局部迭代法。具体实现方法为将各特征图的特征值归一化到同一个范围内后,与高斯差分函数进行卷积,即

$$S \leftarrow |S + S * DoG - C_{inh}| > 0 \quad (5)$$

式中,

$$DoG(x, y) = \frac{c_{ex}^2}{2\pi\sigma_{ex}^2} \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma_{ex}^2) - \frac{c_{inh}^2}{2\pi\sigma_{inh}^2} \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma_{inh}^2) \quad (6)$$

式中, DoG 是高斯差分函数, σ_{ex} 和 σ_{inh} 是兴奋和抑制带宽, c_{ex}^2 和 c_{inh}^2 是兴奋和抑制常数。设置 C_{inh} 是为了引入一个偏置,使得合并策略能够抑制大致平衡的区域,如均匀的纹理分布图像。

使用高斯差分函数进行局部迭代,一方面可以检测到多个显著目标;另一方面,高斯差分函数与人眼主视皮层的中央自激励、邻域范围内抑制的长程连接组织方式相似,具有生理学上的合理性,并且在执行过程中采用多分辨率可以有效地抑制噪声。

通过局部迭代法得到亮度、颜色和朝向特征关注图 I', C' 和 O' 后,对其进行平均加权,得到最终显著图,即

$$S = \frac{1}{3}(I' + C' + O') \quad (7)$$

2.2 中间层

2.2.1 what 信息获取

通过注意层的计算,我们可以得到亮度、颜色和朝向特征,这些特征可以直接作为 what 信息。但是为了更加有效分析视网膜中央凹的内容,在图像的每个区域使用单层感知器组成的神经网络,以获取 what 信息。输入为视网膜中央凹捕获信息中提取的特征向量,输出为该信息所属类别的后验概率向量,即为本文所需的 what 信息。单层感知器通过有监督的学习来训练。

2.2.2 注意焦点转移

注意焦点的选择和转移决定了感兴趣区的位置及重要程度。兴趣图中各目标间的竞争使用胜者为王(winner-take-all)竞争机制^[13]来实现。首先,胜者为王神经网络从显著图中找到注意焦点,选取候选区域得到显著区,然后在返回抑制机制的作用下,寻

找下一个显著点,进行注意焦点的转移。本文根据扫视仿真中访问点的时间顺序序列,即扫描路径,组成 where 信息流。

2.3 联合层

马尔可夫模型已经被应用于注意机制的模拟中。Rimey 等人^[14]于 1990 年提出使用增强的隐马尔可夫模型实现数据驱动的选择性注意机制,其后,Salah 等人^[15]将可观测马尔可夫模型引入到模拟任务驱动的注意机制中,并在数字识别和人脸识别的实验中取得了很好的效果。本文的联合层模块利用离散的可观测马尔可夫模型连接注意层和中间层信息流。注意焦点访问过的区域——where 信息作为马尔可夫模型的状态,神经网络的输出——what 信息作为状态的观测值。训练集中每个样本的焦点转移序列按时间顺序形成一条扫视路径,对应于该训练样本所属类别的一条马尔可夫链。模型根据 what 和 where 信息调整单个马尔可夫链的概率,从而最大化某个训练样本形成的特定扫视路径的似然值,并通过选择后验概率值最大的类来实现识别。

2.3.1 观测马尔可夫模型

在训练过程中,让马尔可夫模型模拟一定数量的扫视路径。因为每个状态都是可观测的,所以可以通过计数方式得到状态转移概率 a_{ij} 和初始状态分布概率 π_i 。类似地,计算每个样本在每个状态下神经网络的输出得到状态观测值 $b_j(k)$ 。这 3 个参数的计算公式分别为

$$a_{ij} = \frac{\text{从 } S_i \text{ 转移到 } S_j \text{ 的次数}}{\text{从 } S_i \text{ 开始的转移次数}} \quad (8)$$

$$\pi_i = \frac{\text{状态序列 } S_i \text{ 在 } t = 1 \text{ 的次数}}{\text{总观测序列}} \quad (9)$$

$$b_j(k) = \frac{\text{观察 } O_i \text{ 时 } S_j \text{ 出现的次数}}{S_j \text{ 出现的总次数}} \quad (10)$$

观测序列的概率为

$$P(O, S | \lambda) = \pi_{s_1} b_{s_1}(O_1) \prod_{i=2}^n a_{s_{i-1}s_i} b_{s_i}(O_i) \quad (11)$$

式中, S 表示状态序列, O 表示观测序列; $\lambda = \{\pi_i, a_{ij}, b_j(k)\}$ 表示马尔可夫链的参数, $i, j = 1, 2, \dots, N$ 对应状态个数, $k = 1, 2, \dots, M$ 对应观测样本的状态数,记观测概率最高的类别为 C ,则

$$P(O, S | \lambda_c) = \max_j \{P(O, S | \lambda_j)\} \quad (12)$$

2.3.2 动态中央凹

使用马尔可夫模型的优势是扫视次数的值是可

控制的。在识别的过程中,只要让待识别图像经历有限次数的焦点转移,而不需要让图像中所有区域都被注意过,就能做出正确的分类判断。每一次扫视结束,可以从马尔可夫模型中得到类的后验概率值。在某一时刻已有 t 个区域被注意过,判断待识别图像属于某个特定类别的概率记为 $a_t(C)$,即马尔可夫模型部分序列的概率为

$$a_t(C) = P(O_1, \dots, O_t, S_1, \dots, S_t | \lambda_c) \quad (13)$$

式中, O_1, \dots, O_t 为观测序列, S_1, \dots, S_t 为状态序列, λ_c 为马尔可夫模型对类别 C 的参数。当概率已经达到能做出决策的置信度时,焦点停止转移。在 t 时刻,图像属于类别 C 的后验概率可定义为

$$a_t^*(C) \stackrel{\text{def}}{=} P(C | O_1, \dots, O_t, S_1, \dots, S_t) = \frac{a_t(c)}{\sum_{j=1}^k a_t(j)} \quad (14)$$

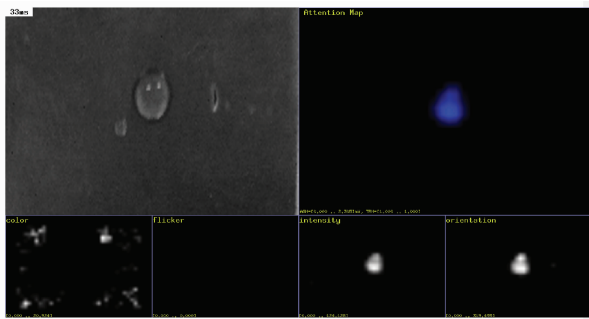
设置信度为 τ ,则焦点停止转移的标准是 $a_t^*(c) \geq \tau$, τ 的取值范围为 $[0, 1]$ 。

3 实验仿真与分析

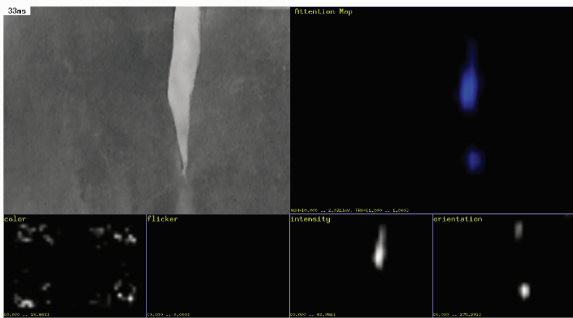
实验图像库取自江苏常州兴荣公司现场,包含 1 600 幅 640×480 铜带表面图像,其中裂缝、毛边、划痕、孔洞、凹坑、起皮缺陷图像各 200 幅,200 幅无缺陷图像,200 幅油污“伪缺陷”图像。实验中采用东冠科技有限公司的型号为 LT-191 \times 18 的 LED 窄条形线光源和型号为 JAI CV-A1 的 CCD 工业相机采集铜带图像。

通过高斯金字塔和 Gabor 金字塔不同尺度分解,首先得到 9 个亮度特征、36 个颜色特征和 36 个朝向特征。根据得到的 81 个特征,通过计算中央精细尺度 c 和周边粗糙尺度 s 间的中央周边差 \ominus 得到 42 个特征图,包括 6 个亮度特征图、12 个颜色特征图和 24 个朝向特征图。然后对特征图分别使用局部迭代策略得到 I' , C' 和 O' 特征关注图,如图 2 所示。由于本文使用的是静态图像,因此颤动特征关注图无任何显著区域。最终显著图为 3 个特征关注图的加权和,如图 3 所示,以灰度亮弱不同表示区域的显著性差异,即区域显著性越强则越亮。

将 42 个特征图作为局部神经网络的输入(此处神经网络使用单层感知器),感知器的输出为 10 维的类后验概率,即此文所用的 what 信息。使用局部神经网络在降低系统复杂性的同时提高了分类精度。



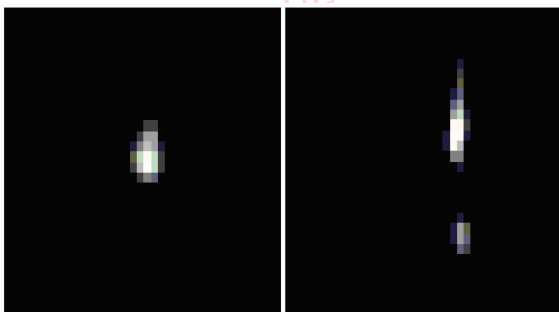
(a) 油污特征图



(b) 缺口特征图

图 2 特征关注图(从左到右,由上至下分别为原图、注意图、颜色特征关注图、颤动特征关注图、亮度特征关注图和朝向特征关注图)

Fig.2 Conspicuity maps (from left to right, up to bottom, they are original image, attention map, conspicuity maps for color contrasts, flicker contrasts, intensity contrasts and orientation contrasts)



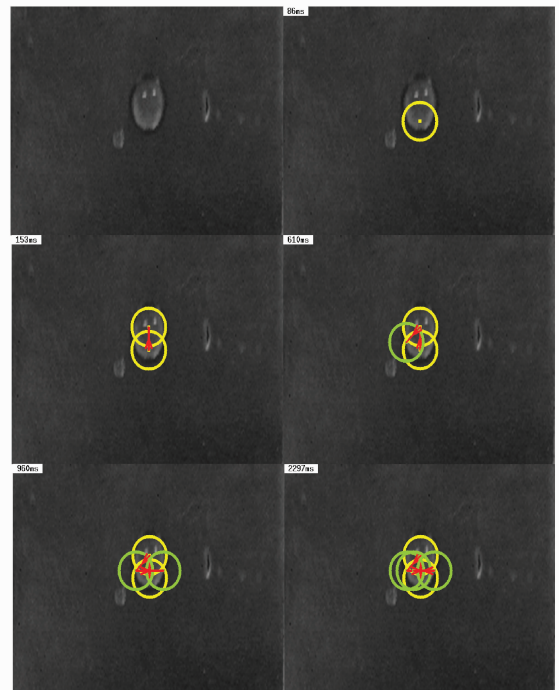
(a) 油污

(b) 缺口

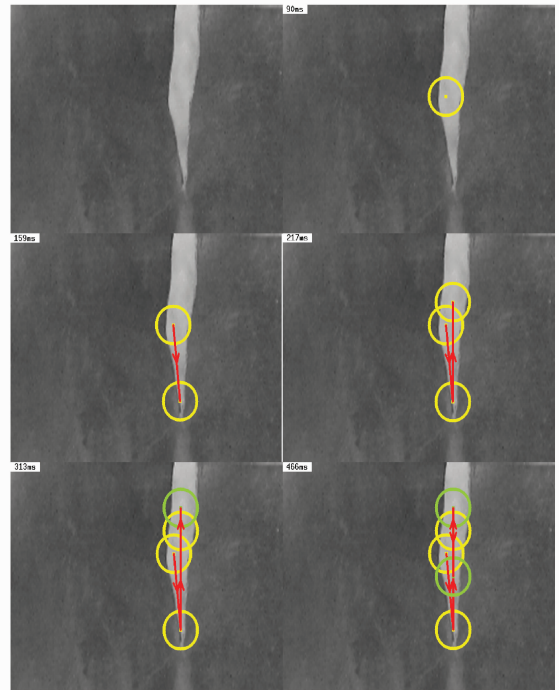
图 3 显著图

Fig.3 Saliency maps

图 4(a)(b)所示分别为油污和缺口 5 次扫视产生的焦点转移图。对比图 3—4 中最显著的位置(对应于图 3 中亮度最大的位置)首先被检测到,随后,“返回抑制”的反馈抑制了该显著位置,焦点转向下一个显著位置。图 4 中左上角显示的时间是焦点转移发生时间,从时间可观测到焦点选取的先后顺序和区域的显著程度。由于不同类型的样本产生不同类型的扫视路径;而且同一种样本经旋转、缩放等几何变换以后,焦点转移的时间顺序是不变的,即



(a) 油污



(b) 缺口

图 4 5 次扫视路径

Fig.4 Five shifts

扫视路径是不变的。因此,可以凭借扫视路径的唯一性来识别样本。

动态中央凹的扫视数目是不确定的,仅仅依赖于马尔可夫模型的结构。表 1 所示为可观测马尔可夫模型和动态中央凹的性能。由表可看出,动态中

央凹的分类正确率比马尔可夫模型低,但是马尔可夫模型需要 5 次扫视,而使用动态中央凹方法仅需 3.6 次平均扫视即可完成分类,极大地提高了系统的实时性。

表 1 方法比较

Tab. 1 Comparison

| 方法 | 平均扫视次数 | 精度/% | |
|-----------|--------|-------|-------|
| | | 训练 | 测试 |
| 可观测马尔可夫模型 | 5 | 97.45 | 94.40 |
| 动态中央凹 | 3.6 | 93.56 | 89.52 |

图 5 所示为动态中央凹仿真的平均转移次数和阈值关系图。当阈值增加时,分类正确率也增加。阈值增加,意味着扫视次数也增加,分类精度也提高。当阈值设定接近于 1.0 时,扫视次数急剧增加。固定动态中央凹的阈值为 $\tau = 0.95$ 进行仿真,得到测试集的分类精度为 93.56,平均扫视数目为 3.6。验证了仅需分析部分图像即可实现识别目的的观点。

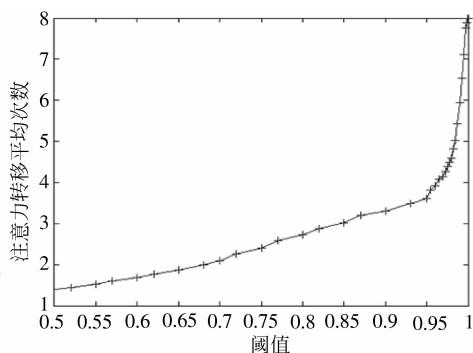


图 5 动态中央凹仿真的平均转移次数和阈值关系

Fig. 5 Average number of shifts vs threshold in dynamic fovea simulation

表 2 所示为使用马尔可夫模型的表面缺陷检测的分类精度。本文方法对所有铜带表面典型缺陷检

表 2 分类精度

Tab. 2 Classification accuracy

| 缺陷类别 | 正确识别数 | 错误识别数 | 精度/% |
|------|-------|-------|-------|
| 油污 | 192 | 8 | 96.00 |
| 裂缝 | 186 | 14 | 93.00 |
| 毛边 | 193 | 7 | 96.50 |
| 划痕 | 185 | 15 | 92.50 |
| 孔洞 | 195 | 5 | 97.50 |
| 凹坑 | 192 | 8 | 96.00 |
| 起皮 | 179 | 21 | 89.50 |
| 总计 | 1322 | 78 | 94.40 |

测识别率较高,在 89% ~ 97% 之间,特别是对于划痕和起皮等与非缺陷图像特征差别微小的特征类可达到 92.5% 和 89.5% 的精度。

4 结 论

从人眼视觉系统生理结构入手,针对铜带表面缺陷检测的特点设计了一种基于选择注意模型方法进行缺陷自动检测的控制系统。系统主要优点有: 1) 中央凹内容和扫描路径结合充分体现了不同缺陷图像特征; 2) 使用局部神经网络预先处理 what 信息,在降低系统复杂度的同时提高了分类精度; 3) 将 what 信息和 where 信息结合,真实地反映了自底向上和自顶向下相结合的过程; 4) 将马尔可夫模型引入模拟任务驱动的注意机制,处理速度快,识别精度高。实验结果表明,本方法提高了表面缺陷检测系统对缺陷的识别和分类能力,满足在线生产的实时性和精确性要求,在提高铜带产品质量和生产效率上有一定贡献。今后研究尝试将本方法应用于其他表面缺陷质量检测中。

参考文献 (References)

- [1] Zheng H, Kong L X, Nahavandi S. Automatic inspection of metallic surface defects using genetic algorithms [J]. Journal of Materials Processing Tech., 2002, 125-126: 427-433.
- [2] Liang R Y, Ding Y Q, Zhang X W, et al. Copper strip surface defects inspection based on SVM-RBF [C]//Proceedings of Fourth International Conference on Natural Computation. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 41-45.
- [3] Zhong Kehong, Ding Mingyue, Zhou Chengping. Texture defect inspection method using difference statistics feature in wavelet domain [J]. Systems Engineering and Electronics, 2004, 26(5): 660-665. [钟克洪, 丁明跃, 周成平. 基于小波差分统计特征的纹理缺陷检测方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(5): 660-665.]
- [4] Zhang X W, Liang R Y, Ding Y Q, et al. The system of copper strips surface defects inspection based on intelligent fusion [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automation and Logistics. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 476-480.
- [5] Li T S. Applying wavelets transform, rough set theory and support vector machine for copper clad laminate defects classification [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3P2): 5822-5829.
- [6] Luo Siwei. Information Processing Theory of Visual Perception [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006:

- 53-57. [罗四维. 视觉感知信息处理理论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006: 53-57.]
- [7] Noton D, Stark L. Eye movements and visual perception [J]. *Scientific American*, 1971, 224(6): 35-43.
- [8] Didday R L, Arbib M A. Eye movements and visual perception: A "two visual system" model [J]. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1975, 7(4): 547-570.
- [9] Oliva A, Torralba A, Castelano M S, et al. Top-down control of visual attention in object detection [C]//Proceedings of 2003 International Conference on Image Processing. Barcelona, Catalonia, Spain: IEEE Signal Processing Society, 2003: 253-256.
- [10] Alpaydin E. Selective Attention for Handwritten Digit Recognition [M]//Touretzky D S, Mozer M C, Hasselmo M E. *Advances in Neural Information Processing Systems 8*. Cambridge: MIT Press, 1996: 771-777.
- [11] Zhang Jing, Shen Lansun, Gao Jingjing. Region of interest detection based on visual attention model and evolutionary programming [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(7): 1646-1652. [张菁, 沈兰荪, 高静静. 基于视觉注意模型和进化规划的感兴趣区检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(7): 1646-1652.]
- [12] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [13] Tsotsos J K, Culhane S M, Wei W Y K, et al. Modeling visual attention via selective tuning [J]. *Artificial Intelligence*, 1995, 78(1-2): 507-545.
- [14] Rimey R, Brown C. Selective attention as sequential behavior: Modeling eye movements with an augmented hidden Markov model [R]. Rochester, USA: University of Rochester Press, 1990: 840-849.
- [15] Salah A, Alpaydin E, Akarun L. A selective attention-based method for visual pattern recognition with application to handwritten digit recognition and face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(3): 420-425.