



机器学习在产品信息字符视觉检测中的应用

崔香芝¹, 潘存海¹, 裴志军²

(1. 天津科技大学机械工程学院, 天津 300222; 2. 天津工程师范学院电子工程学院, 天津 300222)

摘要: 现代工业自动化生产对产品信息字符视觉检测提出了更高要求. 应用基于实例学习的机器学习方法, 通过训练建立适合特定应用任务的字体实例和产品信息字符模式实例, 获得优化检测参数, 从而进行实时高效产品信息检测.

关键词: 机器视觉; 基于实例学习; 字符模式

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1672-6510(2009)02-0047-04

Machine Learning for the Visual Inspection of Product Information Characters

CUI Xiang-zhi¹, PAN Cun-hai¹, PEI Zhi-jun²

(1. College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China;

2. School of Electronic Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

Abstract: The requirement for product information characters visual inspection is continuously increased in the modern industry manufacturing. The machine learning method of instance-based learning was applied in the machine vision inspection of information characters. Both font instance and characters pattern instance of production information adapted well to special application were established by training, optimized inspection parameters were also acquired. Then products information can be effectively inspected in real time.

Keywords: machine vision; instance-based learning; character pattern

工业化生产中, 应用机器视觉代替人工视觉可以提高生产的柔性和自动化程度. 机器视觉系统通过摄像机将检测目标转换成图像信号, 由图像系统对这些信号进行处理, 提取目标信息和判别, 进而控制现场的设备动作, 进行产品质量的控制、分析. 随着视觉检测任务的复杂化, 需要将传统的视觉检测技术和机器学习技术相结合, 机器学习方法可应用于视觉模型的捕获、自适应任务的参数和表示等, 从而有效实现特定机器视觉应用任务^[1-2]. 如生产加工过程中的产品质量控制往往需要对产品信息进行检测、追踪, 在传统机器视觉检测技术中, 光学字符验证 OCV (Optical Character Verify) 方法可应用于产品信息的检测, 验证其存在性、正确性、易辨认性等^[3]. 但现代工业自动化生产对产品信息检测提出了更高要求, 如在高速检

测基础上, 期望对可变信息能自动区分打印质量问题或打印错误问题. 本文将机器学习方法应用于产品信息字符检测, 通过学习建立有效的信息字符检测应用模式, 从而可以更有效地进行产品信息检测.

1 机器学习

机器学习 (machine learning) 研究如何使用机器来模拟人类学习活动, 通过学习自动提高自身水平, 它是人工智能的核心, 是使计算机具有智能的根本途径^[4]. 图 1 表示学习系统的基本结构, 系统的环境向学习部分提供信息, 学习部分利用这些信息获取知识, 执行部分根据知识库完成任务, 并将获得的信息反馈给学习部分.

收稿日期: 2008-11-06; 修回日期: 2008-12-25

基金项目: 天津市高等学校科技发展基金资助项目 (20060603)

作者简介: 崔香芝 (1969—), 女, 河北栾城人, 硕士研究生.

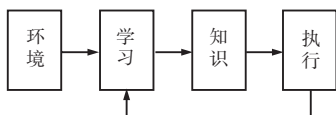


图1 学习系统的基本结构
Fig.1 Basic learning system

存在各种机器学习算法,包括决策树、神经网络、贝叶斯学习、基于实例的学习、遗传算法等。其中,基于实例学习算法概念描述简单,概念描述采用实例集合表示,算法既不产生规则、判断树,也不产生其他类的抽象概念。其学习成本低,能够以复杂方法分割空间,可以学习连续函数,也可以学习非线性可分离目录类。

在监督学习中,机器学习算法训练通常采用一个训练集合,即训练例子(称为实例)的集合。基于实例学习算法应用训练集合中的原始实例,派生于最近邻模式分类器^[5]。最近邻算法训练时,存储训练集合的所有实例,每一个实例有一个输入矢量和输出类。归纳时,应用距离函数确定新输入矢量和每一个存储的实例的接近度,并用最近邻的实例来预测它的输出类。最近邻算法直观,学习快,对许多实际应用分类任务,能够提供良好归纳精度,但也存在一些缺陷。为此,许多研究者开发了最近邻算法的延伸,通常称为基于实例学习算法 IBL(instance-based learning)^[6]。

IBL 算法一般具有三个定义特性:(1)相似性函数,确定两个实例的数值相似性;(2)典型实例选择函数,选择实例保存为例子,更新保存实例的集合和它们的分类记录;(3)分类函数,给定将分类新实例和它与每一个存储实例的相似性,确定分类。每一个实例可用属性值集合(实例空间点)表示,基于实例学习 IBL 算法训练实例序列,为每一类保持典型属性例子,分类根据相似性函数和分类函数获得。

IBL 算法通常以实例空间的欧式距离定义两个实例的相似性。设学习实例具有 T 个属性,实例空间的实例点 x 的属性为 $x_t \in \mathbf{R}, t=1, \dots, T$, 则实例空间中两点 x_i, x_j 间欧式距离为

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^T [x_{it} - x_{jt}]^2}$$

IBL 算法采用最近邻或 K -最近邻分类函数。最近邻分类寻找单个最近点,即

对于训练例子 $(x_n, f(x_n)), n=1, \dots, N$, 给定一个新实例 x_q :

- (1) 首先,定位最近邻训练例子 x_n ;
- (2) 则有最近邻值 $f(x_q) := f(x_n)$ 。

K -最近邻分类寻找最近点集合,应用投票机理在

K 个最近邻实例中选择,即

给定一个新实例 x_q :

- (1) 首先,定位 K -最近邻训练例子;
- (2) 如果是离散值目标函数,则在其 K -最近邻值中投票;否则如果是实值目标函数,则取其 K -最近邻值均值

$$f(x_q) := \frac{\sum_{i=1}^k f(x_i)}{k}$$

最简单的 IBL 算法保存所有的训练实例,然而需要巨大存储空间;多数实际应用表现出规则性,服从存储减少算法^[7]。实例滤波算法丢弃训练集中已经被正确分类的实例,节省了空间,而实例平均算法应用统计方法除去不相关或噪声实例。

2 基于实例学习的产品信息字符视觉检测

产品信息字符视觉检测中,通常需要将捕获产品图像中的字符和所期望字符进行匹配验证,如验证标签码、产品有效日期或其他打印信息是否正确和清晰。可变信息字符的成功验证取决于打印系统的质量和稳定性,验证失败可能由打印质量引起或错误字符引起,生产中自动辨别这两种情况十分重要。如果标签打印质量不好,相应产品被剔除出生产线,无需操作人员干预。如果检测到的是错误打印字符,整条生产线须立即停机处理。应用基于实例的学习方法,可建立适合于应用的信息字符检测模式实例,高效进行产品信息检测。

产品信息检测过程分为训练学习和检测运行两种工作模式。首先,应用基于实例学习方法,由字符图像例子学习获得字体实例,并通过产品信息的理想图像例子来训练获得具体应用信息字符模式实例。最后,应用学习获得的模式和优化参数,在实际产品图像中快速有效检测产品信息。

2.1 字体实例

字体实例应用基于实例学习方法由字符图像训练产生,也称字体模型。实例相似测量可基于像素灰度值或图像特征,但像素灰度包含了更多信息。根据实例空间欧式距离最小平方误差,若检测字符位于在图像 (u, v) 处,则距离测量采用归一化相关,即

$$C_{u,v} = \frac{\sum_{x,y} [f(x,y) - \bar{f}_{u,v}] [t(x-u, y-v) - \bar{t}]}{\{\sum_{x,y} [f(x,y) - \bar{f}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [t(x-u, y-v) - \bar{t}]^2\}^{0.5}}$$

式中: $f(x, y)$ 、 $\bar{f}_{u,v}$ 分别为检测字符实例及其均值; $t(x-u, y-v)$ 、 \bar{t} 分别为参考字符实例及其均值。虽然, K -最近邻分类比简单最近邻分类更精确,但算法

复杂,因此,对于实时的信息字符检测,分类采用了简单的最近邻分类函数。

实际应用中,字符图像实例往往允许在两幅产品图像间存在变化.为了增加检测的鲁棒性,可通过训练学习获得同一字符的多个实例,以捕获实际生产中期望的字符图像变化。

通过训练所获得的字体模型的实例集构成字体.实际工业生产中所打印的期望产品信息往往已知,因此,检测一般是信息字符的验证处理.最近邻分类需要寻找最近邻实例,实例相似性测量应考虑待检测字符及可能与其混淆的字符.可能的混淆字符可以通过字体的混淆矩阵来判别.如表1所示,混淆矩阵中的混淆得分即字符对的归一化相关系数,字符对间混淆得分越大,则该字符对越易混淆.两个字符间是否潜在混淆,可通过设置合适混淆阈值 T_{cs} 判别.如果一对字符的混淆得分大于 T_{cs} ,则字符检测期间需要检测两个字符实例的潜在混淆.如果期望检查字符6和8之间混淆,可将混淆阈值 T_{cs} 设置在6和8混淆得分之下,如 $T_{cs}=0.5$.减小混淆阈值 T_{cs} ,将有更多字符与期望字符相似性测量,检测时间增加.而增加混淆阈值,仅有较少的字符需要执行比较验证,但错误被接受的可能性增加。

表1 字体混淆矩阵
Tab.1 Font confusion matrix

	4	7	6	-	5	8	2	0
4	-	0.177	0.198	0.234	0.132	0.304	0.107	0.254
7	0.181	-	0.121	0.191	0.195	0.177	0.34	0.14
6	0.204	0.121	-	0.145	0.465	0.676	0.22	0.487
-	0.236	0.191	0.144	-	0.157	0.162	0.195	0.07
5	0.135	0.195	0.465	0.159	-	0.437	0.208	0.195
8	0.311	0.177	0.676	0.163	0.437	-	0.368	0.486
2	0.106	0.341	0.215	0.194	0.203	0.371	-	0.154
0	0.26	0.14	0.487	0.07	0.195	0.486	0.157	-

2.2 信息字符模式实例

产品图像中信息字符的高效检测,可应用基于实例学习方法,建立信息字符模式实例.描述期望出现在产品图像中的字符模式,包括待检测字符的字体、位置、数目等信息,如图2所示,产品图像中期望检测的字符描述为“476-582”,信息字符模式实例描述了每一个待检测字符的期望位置.为了快速高效进行信息字符检测,在建立的模式实例中,根据应用的需要每一个字符位置上可以只检测某一个字符,也可以检测字符的多个实例或多个字符.如果应用中,模式中

某些字符位置上所检测的字符是固定不变的,则将这些字符位置设定为只检测相应的期望字符.在给定字符位置上也可以是多个字符实例验证,但验证时间增加.若模式中某些字符位置上所检测的字符是可变的,则将这些字符位置的检测期望设定为多个不同字符,以区分打印质量或打印错误问题.另外,许多应用中,产品中不同字符图像间存在尺度、校准方面的变化,使字符位置不确定,如打印头移动错误引起单个字符位置的不确定性,产品错位引起打印整体字符模式的不确定性.这可根据应用设置合适的单个字符或整个模式的位姿参数,改善检测的可靠性。

实际应用中,通过产品信息字符图像例子,训练建立上述检测信息字符模式实例的内部数据结构,以便在实际产品图像中快速搜索合法字符实例,进行产品信息字符检测。

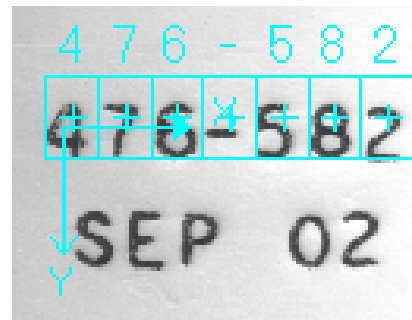


图2 检测字符模式
Fig.2 Characters pattern

2.3 产品信息字符检测

信息字符检测时,根据基于实例学习所获得的字体实例和信息字符模式实例,在产品检测图像中定位相应模式实例,然后应用接受阈值 T_a 和确信阈值 T_c 进行有效的字符检测,如图3所示。

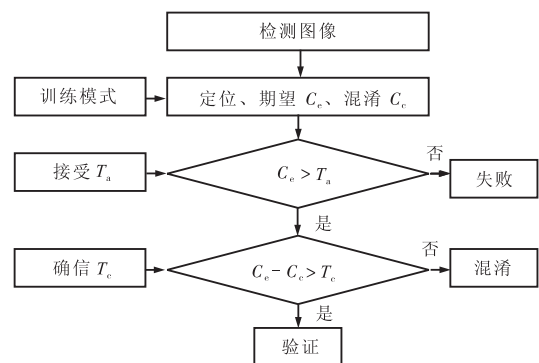


图3 模式验证
Fig.3 Pattern verification

对于模式中的每一个字符,根据字体实例相似性函数(归一化相关)计算产品图像中字符和该位置期

望字符的匹配得分 C_e , 并应用字体混淆矩阵和混淆阈值, 确定字体中可能与期望字符混淆的字符, 计算可能混淆字符在期望字符位置的匹配得分 C_c . 对于每一个字符位置, 若期望字符匹配得分 C_e 低于接受阈值 T_a 则验证失败; 期望字符匹配得分 C_e 与可能混淆字符的最高匹配得分 C_c 的差也必须大于字符位置的确信阈值 T_c , 否则, 验证失败. 信息字符模式中字符位置也可验证多个字符实例或不同字符, 过程类似.

某产品的信息字符模式检测如图 4 所示. 应用中期望检测的信息字符为“476-582”, 设每个字符位置信息固定不变, 则训练学习所建立的模式实例中在每个字符位置上只检测单个字符. 图 4(a) 模式位姿变化情况下字符验证成功; 图 4(b) 中位置“8”打印丢失, 验证失败; 图 4(c) 是“6”位置验证失败, 若“6”位置信息可变, 这时难于自动区分打印质量问题或打印错误问题. 为了能自动区分这两个问题, 信息字符模式训练时, 将“6”位置设定为验证多个字符, 则验证时打印错误字符可自动识别, 如图 4(d) 中, 在期望“6”位置, 自动识别出打印错误字符“0”, 否则打印质量问题可导致验证失败.



图 4 信息检测实例
Fig.4 Information inspection example

信息字符模式检测过程中的接受阈值 T_a 和确信阈值 T_c 反映了应用中字符检测对字符变化和字符图像变化的灵敏度. 增加 T_a , 则产品图像中字符能更可靠验证, 但如果接受阈值 T_a 太高, 将丢弃产品图像中

大多数字符实例. 增加 T_c , 则字符检测对产品图像中的混淆字符更敏感. 实际应用中, 应用机器学习的反馈机制, 通过多次的训练学习, 获得适合特定应用的产品信息字符模式实例和优化检测参数, 如接受阈值 T_a 、混淆阈值 T_c 、确信阈值 T_c 等, 随后进行实时高效产品检测.

3 结 论

机器视觉检测中, 将传统的视觉检测技术和机器学习技术相结合, 可以有效实现复杂的应用任务. 在产品信息字符视觉检测中, 应用基于实例学习的方法, 通过训练建立适合特定应用任务的字体实例和信息字符模式实例, 并获得优化检测参数, 从而进行实时高效的产品信息检测, 能够自动区分打印错误和打印质量问题. 另外, 因为基于实例, 该方法还可以应用于检测任何符号、图形或标识的集合.

参考文献:

- [1] Mukul Shirvaikar. Trends in automated visual inspection [J]. J Real-Time Image Proc, 2006 (1) : 41-43.
- [2] Hussain B, Kabuka M R. A novel feature recognition neural networks and its application to character recognition and machine intelligence [J]. IEEE Transaction of Pattern Recognition and Machine Intelligence, 1994, 16(1) : 98-106.
- [3] Impedovo S, Ottaviano L, Occhinegro S. Optical character recognition—a survey [J]. Int Journal of PRAI, 1991, 5(1&2) : 1-24.
- [4] Tom M Mitchell. Machine Learning [M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [5] Aha, D W, Kibler D, Albert M K. Instance-based learning algorithms [J]. Machine Learning, 1991 (6) : 37-66.
- [6] Brighton H, Melish C. Advances in instance selection for instance-based learning algorithms [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2002 (2) : 153-172.
- [7] D Randal Wilson, Tony R Martinez. Reduction techniques for instance-based learning algorithms [J]. Machine Learning, 2000, 38 (3) : 257-286.