

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2017.04.012

基于DAGSVM和决策树的电气草图符号识别

王玉豪¹, 方贵盛²

(1. 浙江大学 机械工程学院, 浙江 杭州 310027;
2. 浙江水利水电学院 机械与汽车工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:针对电气行业设计人员构思初步电路方案徒手绘制电气草图时,存在的电气符号模糊性和输入的随意性等缺点,提出基于有向无环图支持向量机(DAGSVM)和决策树的组合符号识别模型。提出了改进的有向无环图支持向量机多分类算法用于基本符号识别和组合符号识别;在组合符号预分类过程中引入决策树算法用来减少分类器的数量。应用结果表明:应用该模型的系统不仅能够有效识别出各种复杂的手绘电气符号,且有效地降低了识别的计算成本。该系统能帮助电气工程师将设计思想快速、清晰地转换为电气工程图,提高了设计效率。

关键词:符号识别;决策树;有向无环图支持向量机(DAGSVM);笔画特征

中图分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2017)04-0056-04

Electrical Sketch Symbol Recognition Based on DAGSVM and Decision Tree

WANG Yuhao¹, FANG Guisheng²

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. School of Mechanical and Automotive Engineering, Zhejiang University of Water Resources and Electric Power, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Due to some shortcomings of drawing freehand electrical sketches when electrical engineers conceive preliminary design schemes, such as poor effects of fuzziness of electrical symbols and randomness of inputs, etc., a combined symbol recognition model based on DAGSVM and decision tree was proposed. The decision tree was introduced to reduce the number of classifiers in the pre-classification process. Application results show that the proposed model can not only effectively identify the various kinds of complex hand-drawn electrical symbols, but also largely reduce the computational costs. The system can help the electrical engineers convert their design ideas to electrical drawings fast and clearly. Meanwhile, the design efficiency is improved.

Keywords: symbol recognition; decision tree; DAGSVM(directed acyclic graph support vector machine); stroke feature

设计人员在设计的最初阶段,表达设计构思与原理等方案时,往往采用手绘草图,用纸和笔将思维中的设计概念表达出来。由于手绘草图不便修改、保存及后续处理,往往需要将手绘草图识别转化为规范的矢量图。手绘草图具有信息的模糊性和输入的随意性等特征,需要一种能够将纸笔的手绘草图和计算机结合起来的设计工具,因此,手绘草图识别系统的研究具有重要意义^[1]。

草图识别首先识别出绘图者自由绘制的笔画,为进一步的语义理解提供依据。它是一个在特定领域中

一组笔画到有意义的实体的匹配过程。草图识别过程可以分为以下2个连续循环的子问题:

1) 基本符号识别。用户手绘一段笔画后,确定其基本符号的类型(可以是直线、椭圆、三角形、矩形等),然后根据给定的函数准则计算所选择的类型的参数。

2) 组合符号识别。结合所识别的基本符号及它们之间的空间关系,确定组合符号对象的类型,并计算具体参数。

草图识别的第1个问题有了很多的研究和进展,

收稿日期:2016-12-07;修回日期:2017-02-10

基金项目:浙江省自然科学基金项目资助(LY13F020032)。

第一作者简介:王玉豪(1992),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要研究方向为计算机图形学、图像识别。通信作者:方贵盛(1973),男,江西婺源人,博士,教授,主要研究方向为笔式人机交互与草图识别。E-mail:187238143@qq.com

而对第 2 个问题的关注则较少。因此,笔者针对第 2 个问题进行研究,并提出了相应的模型。

现有的组合符号识别算法大致可分为 2 大类:基于特征分类^[2]的算法和基于相似性^[3]的算法。基于特征分类的方法,如利用语境来指导搜索可能的解释,并提出了一个新型动态构建贝叶斯网络来评估这些解释^[4]。然而,其识别精度,尤其在复杂草图和特定领域的识别精度仍太低,在大多数情况下是不适用的。基于相似性的方法,通过计算 2 个图形对象之间的相似性,从数据库中选择最相似的图形对象作为识别结果^[5]。然而,这些方法的缺点是当手绘草图样本较少时对噪声敏感,鲁棒性不足,导致识别精度不高。

笔者提出了一种基于支持向量机和决策树的组合符号识别算法。该方法利用笔画的时间序列信息,并集成了基于特征分类和基于相似性识别方法的优点。初步研究结果表明,这种方法可以处理不同的人在不同的场景中以不同笔画顺序绘制的草图,可以很大程度上解决自由绘制时产生的模糊歧义问题。

1 组合符号识别模型

我们的模型采用 4 层框架,分别是:①笔画曲线预处理;②基本符号识别;③基于决策树的组合符号预分类;④基于 DAGSVM 的组合符号识别。4 层模型允许系统识别多笔画的基本符号和组合符号,识别它们的几何属性,时间信息和相关语境等信息。

1.1 笔画曲线预处理

从本质上说,笔画曲线的预处理目的是消除来自输入条件和输入习惯的限制所产生的噪声。笔画曲线的预处理通常包括笔画分割和笔画合并等方法。笔划分割过程采用 Stoler^[6]提出的分割算法,处理后的笔画删除了多余的点,得到的是类似于自由输入的一个个椭圆或一系列的线或曲线段,笔画分割解决了单个笔画的噪声问题。除此之外,满足一定条件的一些距离很近的笔画可以合并,用以简化一些复杂输入。例如,2 条直线段之间的夹角小于 10° 时可以合并为一条直线。

1.2 基本符号识别

针对草图笔画相近导致的误识问题,采用泛化能力较好的以统计理论为基础的支持向量机,采用 DAG 拓扑结构构成 DAGSVM 多分类器,并对其拓扑排序进行改进。将提取到的手势特征输入到改进后的 DAGSVM 多分类器中进行分类,基本符号识别是将分割后的笔画进行符号分类和符号拟合的过程。理想的情况下,如果我们允许系统测试之前步骤中产生的所

有笔画组合,时间成本将呈指数增长。但是由于用户往往在一定时间、一定的区域绘完一个完整的对象,因此我们可以根据时空语境把基本符号分割成一个个笔画集来减少识别时间。实验证明 8 笔画是一个可接受的阈值,只有最后 1 个或连续的 8 个笔画可以构成 1 个笔画集。在模型中,符号分类将笔画集分成 8 种基本符号:线、圆弧、椭圆、箭头,三角形,四边形,五边形和六边形。

我们训练了 1 个基于不同笔画特征的 8 分类 DAGSVM^[7]分类器。每一个基本符号的实验样本为 100,200,300 和 400,不同的情况下的平均识别率如表 1 所示。

表 1 不同分类器基本符号平均识别精度

Table 1 Average recognition accuracy of basic symbols with different classifiers %

样本数	速度	曲率	转角函数	像素
800	85.4	87.2	86.7	81.1
1 600	85.6	90.1	89.9	85.4
2 400	86.1	91.5	92.3	87.7
3 200	85.5	92.7	94.4	91.7

实验表明,基于曲率和转角函数的分类器识别精度较高。基于速度和像素特征的分类器识别精度较低,因为它们不能处理不连续的笔画。在模型中,我们选择基于转角函数的分类器进行基本符号的识别。符号拟合即规整手绘符号为理想的基本符号。不同的基本符号采用不同的拟合方法,如直线采用最小二乘法进行拟合,圆弧采用 B 样条曲线进行拟合。圆的拟合通过求最小二乘解,然后求解相应的正规方程进行拟合。对于 m 边多边形拟合模型,采用的是由 Company^[8]提出的方法。以上可以得到基本符号的识别结果。组合符号的识别则由用户绘制的组合符号的类型和参数决定。

1.3 组合符号预分类

如果组合符号的数量太大,例如 1 000 个左右,SVM 分类器的数量将达到 10 000,识别的复杂性和时间成本将会大大增加。为解决这个问题,我们引入决策树^[9]对组合符号样本进行预分类来降低识别难度,减少分类器训练时间。

为了简化识别,草图识别系统^[10]假设每个符号都是以连续的笔画绘制完成,这大大影响了识别准确率,而决策树理论则很好地解决了这一问题。文中模型将匹配基本符号的增量集,以检查集合是否表示某些组合符号。决策树是基于基本符号类型和组合符号含义

构建的。决策树的根表示分类器中最重要的基本符号,每个叶节点记录与组合符号相似性最高的数据集。分支节点记录的基本符号是由叶节点表示的组合符号的一部分。组合符号属于哪一类叶节点是由DAGSVM分类器最终确定。

决策树数据集的对象是由每一个基本符号的值所描述的组合符号。基本符号的值是一个整数 k (表示在这个组合符号中的基本符号的数目)。模型采用C4.5算法^[11]构建决策树,因为ID3算法无法说明连续属性值的范围,而且C4.5算法还可以在草图绘制完成前计算组合符号类型的概率。该算法首先将所有可用的数据生成一个单一树,然后通过更换整个子树的叶节点来生成一个最优修剪树。通过分析决策树我们还可以得到用户的习惯绘图顺序,来修剪决策树的冗余分支,去除无效的支持向量机。这样可以大大加快识别速度,另一方面也可以提高识别系统的用户适应性。

1.4 组合符号识别

组合符号由基本符号和它们之间的约束条件构成,如图1所示。组合符号D是由基本符号1(四边形),基本符号2(圆弧)和基本符号3(线)组成。基本符号的属性包括符号的类型、坐标和尺寸等,约束关系包括空间约束和相互位置关系等。

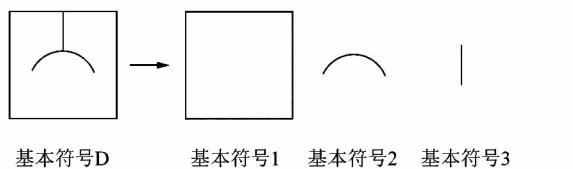


图1 组合符号D及其基本符号

Figure 1 Composite symbol D and its basic symbol

与其他识别系统不同的是,我们选择的基本符号数量较多且比较复杂,这样可以大大降低组合符号的识别难度。假设一个组合符号由 k 个基本符号构成。文中只考虑不同基本符号的绘制顺序,由于基本符号的笔画顺序在上一步已经确定,因此,组合符号的绘制顺序的数目是 $k!$,如图2所示。空间约束描述了基本符号之间的相互位置关系。例如,在图2中四边形包含圆弧和线,圆弧和线相交。包含约束表示圆弧和线位于四边形的内部。相交表示圆弧和线只有1个交点。

基本符号之间的空间约束还包括拓扑关系、相对方向关系和相对旋转方向,拓扑关系模型这里采用Bouchard^[12]提出的方法描述。但是拓扑关系不一定保持方向和距离的关系,所以我们要定义在一个特定的方向的约束限制,包括水平、垂直、左上、右上、左下、

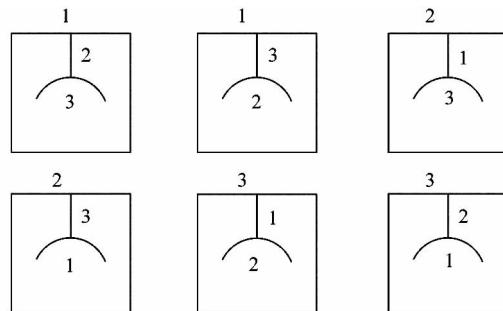


图2 组合符号绘制顺序

Figure 2 Composite symbol drawing sequence

右下、中心以下,中心,中心以上。相对旋转方向可以由基本符号的坐标轴和参考坐标轴的相对角度确定。由于组合符号内的所有可识别的基本符号都是相邻的,因此基本符号之间的距离必须小于1个阈值 τ 。以上是表征组合符号的识别过程,通过搜索基本符号及其约束可以识别出输入笔画的预期组合符号。

2 实验与分析

我们开发了一个电路图的原型识别系统,以验证所提出的组合符号识别模型的有效性。实验的运行环境是安装 Microsoft Windows 7 操作系统的戴尔 OptiPlex 790(3.1GHz CPU,2GB Memory)。10名志愿者每个人自由绘制30个电气元件,部分元件识别结果如表2所示。从识别率看,仅由直线段构成的图元识别效果好于由直线段和圆弧共同构成的图元,但总体上良好;从识别所需平均时间看,由于勾画圆弧所需时间相对于直线而言较长,故由直线段和圆弧共同构成的图元的识别平均时间稍长些,可看出识别与用户勾画几乎同时结束,达到识别时间要求。笔画预处理过程方法如1.1所述,基本符号识别过程方法如1.2所述,基于决策树的组合符号预分类过程方法如1.3所示,基于DAGSVM的具体分类过程方法如1.4所述。系统识别结果如图3所示。

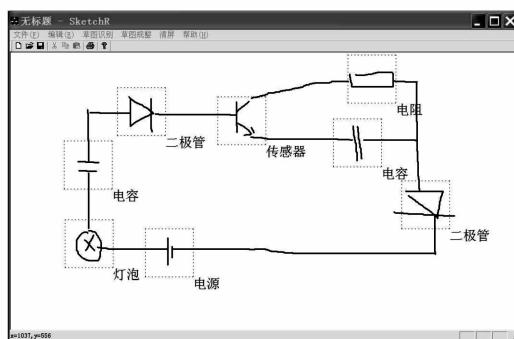


图3 手绘电路图识别结果

Figure 3 Hand-draw circuit diagrams recognition results

表 2 电气元件识别统计分析

Table 2 Statistical analysis of electrical components identification

电气元件	识别率/%	总时间/s	平均时间/s	电气元件	识别率/%	总时间/s	平均时间/s
—	92.4	10.3	0.33	—	85.6	16.3	0.53
—	89.7	15.2	0.50	—	94.8	8.6	0.27
—	90.3	11.6	0.37	—	93.1	9.1	0.30
—	85.2	12.8	0.40	—	99.1	6.3	0.20
—	98.3	12.1	0.40	—			

以图 3 中最左边电压源的识别过程来说明组合符号识别模型。输入笔画经过决策树预分类^[13]时候初步识别为 A,B,C 3 个组合符号,A,B 和 C 属于同一类组合符号。A 表示电流源, B 表示电压源, C 表示交变电流源。图 4 中的实线表示 DAGSVM 分类器^[14]的识别过程,以区分虚线表示的不同的组合符号的识别过程。首先,顶部分类器的输出意味着输入不在 C 类的描述空间中,相同的识别方法,左分类器的输出说明输入的类位于它的右边,即 B(电压源)是正确的识别结果。

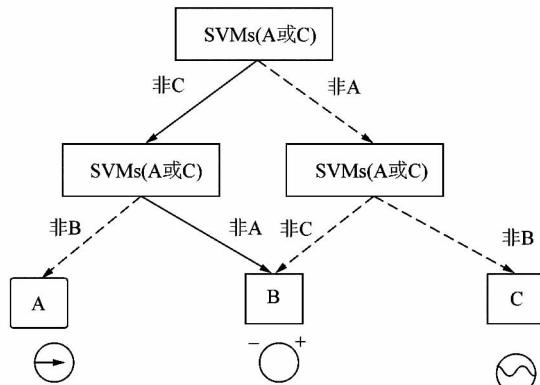


图 4 组合形状 B 的识别过程

Figure 4 Recognition process of composite shape B

作为比较,我们训练一个基于 RBF 神经网络算法的分类器。实验结果是模型整体正确率接近 86%, 基于 RBF 神经网络算法的模型整体正确率为 78%。因此,我们的方法相对于单一草图识别方法有更高的识别准确率。通过引入决策树,识别模型试图得到基本符号集合到组合符号的最可能的映射,修剪过的决策树去除了无效的支持向量机,大大缩短了识别时间,提高了识别准确率。电气元件识别统计见表 2。

3 结 论

针对组合符号识别问题,笔者提出了一种新的组合符号表示方法,并开发了一种基于 DAGSVM 和决策树的新的组合符号识别模型。结合决策树的优势,集成了基于特征分类和基于相似性识别方法的优点,通过搜索组合符号的数据集找到预期的组合符号,提出的方法已应用于电路图的草图识别。实验表明,笔者设计的模型针对复合草图符号识别有很高的精度,改进后的 DAGSVM^[15]具有更高的分类精度,并且应用在电气草图的识别效果更稳定,有效地减少了分类器的训练时间。

参考文献:

- [1] EITZ M, HAYS J, ALEXA M. How do humans sketch objects? [J]. ACM transactions on graph, 2012, 31(4):44–54.
- [2] 徐晓刚. 草图理解系统及其关键技术研究 [D]. 南京:南京大学, 2003:1–82.
- [3] HU Rui, COLLOMOSSE J. A performance evaluation of gradient field HOG descriptor for sketch based image retrieval [J]. Computer vision and image understanding, 2013, 117(7):790–806.
- [4] 袁贞明, 金贵朝, 张佳. 基于贝叶斯网络的在线草图识别算法 [J]. 计算机工程, 2010, 36(5):32–34.
- [5] 赵鹏, 王斐, 刘慧婷, 等. 基于深度学习的手绘草图识别 [J]. 四川大学学报(工程科学版), 2016, 20(3):95–99.
- [6] STOLER O, FLEIDERVISH I A. Functional implications of axon initial segment cytoskeletal disruption in stroke [J]. Acta pharmacologica sinica, 2016, 37(1):75–81.
- [7] MARTINEZ J, IGLESIAS C, MATIAS J M, et al. Solving the slate tile classification problem using a DAGSVM multiclassification algorithm based on SVM binary classifiers with a one-versus-all approach [J]. Applied mathematics and computation, 2014, 230(2):464–472.
- [8] COMPANY P, PLUMED R, VARLEY P A C. A fast approach for perceptually-based fitting strokes into elliptical arcs [J]. The visual computer, 2015, 31(6):775–785.
- [9] PERALTA B, CARO L A. Improved object recognition with decision trees using subspace clustering [J]. Journal of advanced computational intelligence and intelligent informatics, 2016, 20(1):41–48.
- [10] KAZMI I K, YOU Lihua, ZHANG Jianjun. A Survey of Sketch Based Modeling Systems [C]// 2014 11th Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization. Singapore: IEEE Computer Society, 2014:27–36.
- [11] 徐鹏, 林森. 基于 C4.5 决策树的流量分类方法 [J]. 软件学报, 2009, 20(10):2692–2704.
- [12] BOUCHARD K, BOUZOUANE A, BOUCHARD B. Discovery of Topological Relations for Spatial Activity Recognition [C]// 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence and Data Mining. Singapore: IEEE, 2013:73–80.
- [13] 罗来平. 遥感图像分类中模糊模式识别和决策树方法的应用研究 [D]. 北京:首都师范大学, 2006:1–49.
- [14] 蔡军, 李晓娟, 张毅, 等. 改进的 DAGSVM 手势识别方法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(5):86–89.
- [15] 钱堃, 马旭东, 戴先中, 等. 基于最优 DAGSVM 的服务机器人交互手势识别 [J]. 中国图象图形学报 A, 2009, 14(1):118–124.