

## 具有连续反馈的在线草图符号识别算法\*

邓 维<sup>1</sup>, 吴玲达<sup>1</sup>, 张友根<sup>2</sup>, 潘国强<sup>3</sup>

(1. 装备学院 复杂电子系统仿真实验室, 北京 101416; 2. 国防信息学院 信息系统系, 湖北 武汉 430010;  
3. 中国人民解放军 63956 部队, 北京 100093)

**摘要:**当前多数在线草图符号识别方法是在用户绘制完图形后,通过点击按钮或等待一定时间来反馈识别结果。为提供连续反馈,提出了一种基于图元的部分草图识别算法:对输入笔画进行笔画分割得到图元表示,提取表示两个图元空间关系的新特征,依据指派问题模型,通过该特征的相似性识别符号。算法简单,无须训练,而且与笔顺、笔画数和图形大小无关。实验证明了方法的有效性。

**关键词:**草图识别;连续反馈;部分草图识别;图元

**中图分类号:**TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)06-001-06

## A recognition algorithm for online sketched symbols with continuous feedback

DENG Wei<sup>1</sup>, WU Lingda<sup>1</sup>, ZHANG Yougen<sup>2</sup>, PAN Guoqiang<sup>3</sup>

(1. Science and Technology on Complex Electronic System Simulation Laboratory, Academy of Equipment, Beijing 101416, China;  
2. Department of Information Systems, Academy of National Defense Information, Wuhan 430010, China;  
3. The PLA Unit 63956, Beijing 100093, China)

**Abstract:** At present, clicking on the button and waiting for a period of time after completing the sketch fully is the most common recognition method for online sketched symbols. To achieve the continuous feedback, a primitive-based partial sketches recognition algorithm was proposed. In the stage of feature representation, the input strokes were segmented as primitives and then a new feature which presents the spatial relationship between a pair of primitives was come up with. Based on the model of assignment problem, symbols were recognized through the similarity of this feature finally. The proposed method is so easy that one can master it without training and it has nothing with the order of stroke, the number of stroke and the size of graph. Its validity was testified by experiment.

**Key words:** sketch recognition; continuous feedback; partial sketches recognition; primitives

在线草图符号识别是笔式交互系统的一项关键技术,旨在对用户手绘的不规则、模糊草图符号进行推理和猜测,自动识别成预定义的标准图形,捕获用户意图。其特征可以概括为两大方面:草图信息的模糊性和用户输入的随意性<sup>[1]</sup>。

识别时机<sup>[2]</sup>是草图交互系统研究中的一个重要问题,它反映系统什么时候将计算结果反馈给用户。当前,识别时机主要有3类:第1类是提笔即反馈,如单笔画手势识别;第2类用户连续输入笔画,识别系统后台计算,当信息足够多时(例如计算得到的图形相似性大于预设的阈值)系统才提供反馈;第3类是用户画完图形后通过按钮,或等待一定时间来启动识别算法<sup>[2]</sup>。已有的在线草图符号识别算法大多属于第3类,是针对完

整图形符号的识别。本文的研究目标为达到第1类识别时机,实现连续反馈。为此,关键在于从用户绘制的不完整的草图符号中识别草图,这被称为部分草图符号识别。如图1所示,用户仅绘制部分草图a后,系统反馈出可能的完整图形b~f。相比传统的完整草图识别,它具有更多优点:可减少绘制笔画数量,当目标图形出现在候选区域时选择即可,无须绘制剩余笔画,提高了工作效率;无须点击按钮或设置时间间隔阈值来触发识别算法,保证用户绘制的连续性。

本文提出一种部分草图识别的模板匹配算法:首先将输入的笔画分割成图元;然后,计算两两图元之间的方向特征,我们称之为二元图元特征,草图即表示为该特征序列;采用最近邻分类

\* 收稿日期:2014-01-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61202129)

作者简介:邓维(1986—),男,湖北武汉人,博士研究生,E-mail:dengwei@whu.edu.cn;

吴玲达(通信作者),女,教授,博士,博士生导师,E-mail:wld@nudt.edu.cn

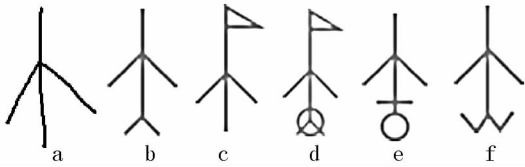


图 1 部分草图与可能的完整图形

Fig. 1 Partial sketch and its possible complete symbols

器,在指派问题模型下求解待识别草图和模板图形的匹配代价<sup>[3-4]</sup>,代价越小,则图形越相似。

## 1 相关工作

为便于表述,将用户没有绘制完成的草图称为部分草图,图形库中对应的可能的完整图形称为相关全图,如图 1 所示,a 是部分草图,b~f 是 5 个相关全图。

单个完整草图符号的识别已有很多行之有效的办法。按照动态信息的利用程度不同,可以分为 4 类:基于图像的方法、结构方法、基于轨迹的方法和混合方法<sup>[5]</sup>。Delaye 等<sup>[5]</sup>研究了各类草图符号的特征,提出了一个通用特征集 HBF49,含 14 个动态特征和 35 个视觉特征,可作为草图识别的一般评价标准。

对部分草图识别的研究还不多。Mas 等<sup>[6]</sup>提出一种句法识别方法,与笔顺无关,但实验图形库中只含有 7 类图形,数量偏少。Liu 等<sup>[7]</sup>提出一种基于空间划分树(Spatial Division Tree, SDT)的部分草图识别方法,用 SDT 描述草图,通过计算两个草图的笔画匹配来计算相似度。Rosa<sup>[8]</sup>用属性关系图(Attributed Relational Graph, ARG)表示草图,用形状上下文描述图元间空间关系,通过图匹配计算两个草图的相似度。徐晓刚等<sup>[9]</sup>提出的空间关系图(Spatial Relation Graph, SRG)的草图表示方法和约束部分枚举匹配算法,也能对部分草图进行识别。以上方法都属于结构方法,都需要将笔画分割成图元表示,本文算法也属于此类。不同于此,Tirkaz 等<sup>[10]</sup>提出一种基于图像的部分草图符号识别方法,原理是先扩充训练样本,加入很多部分草图,然后采用约束 K 均值算法对样本聚类,使每一聚类只含一种全图符号,部分草图按形状特征分布于各聚类中,最后,利用贝叶斯公式计算部分草图的后验概率。该方法本质是扩充样本并重新组织,使用基于图像的草图特征。其优点是鲁棒性强,避免了结构方法对笔画分割敏感的缺点,但算法的识别结果依赖扩充后的样本:部分草图样本少,导致识别率低,且受笔顺影响;部分草图样本多,导致样本数近似指数增长。

该方法实验的 2 个图形库各含有 20 和 14 类图形。Leung 等<sup>[11]</sup>提出了一种部分草图匹配方法,以笔画为最小图形单元,通过实现两幅草图的笔画匹配对应关系,实现部分草图检索。

## 2 草图符号的特征表示

### 2.1 笔画分割

笔画分割又叫角点检测,目的是将草图分割成具有物理意义的最小基元——图元,如直线、弧、圆等。目前对笔画分割的研究已有众多成果,本文采用 Xiong 等<sup>[12]</sup>提出的 IStraw 算法,该算法是一种基于规则的方法,利用采样点局部曲率、速度等信息分割笔画,计算速度快,实现简单,只需 260 多行代码,角点检测正确率为 99% 以上。简述如下:

输入的笔画经重采样后,计算每个点  $p_i$  的 straw 特征:

$$straw_i = |p_i - w, p_i + w| \quad (1)$$

式中  $w$  是窗口大小,  $w = 3$ , 对首尾各 2 个点的 straw 特征做了特殊处理。初始角点包含两类: straw 特征局部最小点; 笔速局部最小且大于阈值。通过一系列操作,剔除错误角点,方法有:用两次三点共线法检测两个相离较近的角点;用两个新特征  $\alpha$  和  $\beta$  剔除弧上的错误角点。如图 2 所示,  $\alpha$  是离点  $C$  较远(偏移值为 12)的两点  $A, B$  和点  $C$  的夹角,  $\beta$  是较近的  $D, E$  两点(偏移值为 4)和点  $C$  的夹角。若点  $C$  是真实角点,如图 2(a)所示,则  $\alpha$  和  $\beta$  相差较小;若  $C$  是弧上的错误角点,如图 2(b)所示,则  $\alpha$  和  $\beta$  相差较大。考虑到笔画的长度、时间信息, IStraw 算法利用了与笔画长度、笔速有关的动态阈值。详细介绍请参考文献[12]。

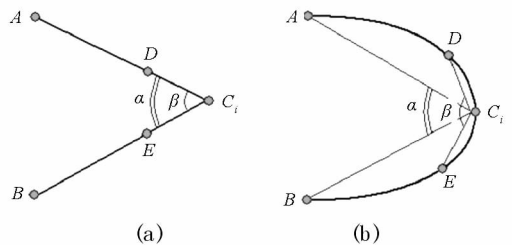
图 2 正误角点的  $\alpha$  和  $\beta$  特征示意图

Fig. 2 Different characteristic sketches of right and wrong angular point

草图绘制中偶尔会出现补笔现象,即用户发现之前的笔画不够长,在其末端添加一笔进行补正,它本质上是一种用户修正行为;偶尔也会出现断笔接续现象。这两种现象都可以参照文献

[13]的方法,利用两个笔画的端点距离和方向以及时间间隔来检测合并。

## 2.2 二元图元特征提取

笔画分割后,草图可以表示成图元集合。二元图元特征是本文的关键,特征提取直接影响后续匹配识别的效果。图元间的二元特征可分为两类:一类是几何特征,通常定量描述,如图元长度和、长度差、夹角、方向、闭包周长和面积等;另一类是具有说明性的结构特征,通常定性描述,如直线与圆相切、相交,直线与直线相交、平行、相接(两直线有一个共同端点)等。很多草图识别的结构方法使用了定性特征,如文献[4,6-7,9]。但由于草图信息的模糊性和用户输入的随意性,获取此类特征并不容易,如图3所示,难以判断图中(a)(b)两图元是相接还是平行。

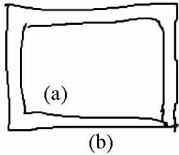


图3 相接还是平行?

Fig. 3 Connecting or paralleling?

在定量描述的几何特征中,若融合使用角度、长度等不同类型的特征,则特征权值的设定是一个难题;若只采用一类描述能力强的特征,则可以避免该问题。基于以上分析,考虑到方向特征在手写字符和手绘草图识别中的成功应用<sup>[15-16]</sup>,提出了一种基于方向特征的二元图元特征。

首先,对重采样后的笔迹点进行4方向分解,如图4所示,左边是一对图元,对每个重采样点 $p_i$ 的局部矢量 $(p_i, p_{i+1})$ 按平行四边形法则分解到相邻的两个角度轴,分别得到4方向( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )的响应强度。

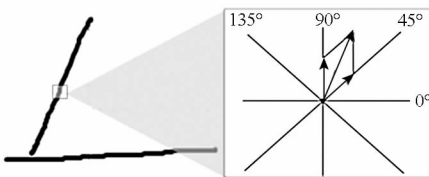


图4 方向分解示意图

Fig. 4 Decomposition of four directions

然后,划分二元图元所在的区域。由于两个图元的空间分布过于简单,为减少误差,采用2种划分方式,如图5所示,图5(a)中的虚线是经过两个图元重心的水平和竖直线,图5(b)中虚线也经过重心,方向角各为 $45^\circ$ 和 $135^\circ$ ,它们各自将区

域划分为4个子区域。

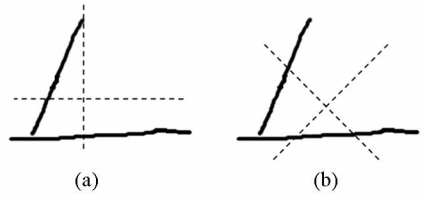


图5 划分区域示意图

Fig. 5 Sketch of divided region

最后,对划分方式图5(a)的每个子区域分别累加内部采样点的各方向响应强度,得到一个 $4 \times 4$ 的16维向量,记为 $\mathbf{v}^a$ ,同样,对划分方式图5(b)累加,得到16维向量 $\mathbf{v}^b$ 。为了保证缩放不变性,将 $\mathbf{v}^a$ 和 $\mathbf{v}^b$ 用二元图元的闭包矩形对角线长度规范化,得到最终的二元图元特征。

经过以上步骤,一个具有 $n$ 个图元的(部分)草图,可以表示为 $n \times (n-1)/2$ 个二元图元特征。与其他草图识别的结构方法如文献[6,9,3-4,14]相比,该方法仅需完成笔画分割,无须识别图元类型,也无须判定图元空间结构关系,可避免图元识别错误和图元空间结构错误带来的不利影响,具有较好的稳定性。

## 3 部分草图的匹配识别

指派问题通常可描述为:有一定数目的任务和一定数目的人,每人完成某任务的代价不同,给定代价矩阵,求解目标是为每人指派且仅指派一个任务,使得总代价最小。可用匈牙利算法求解,最坏情况下时间复杂度为 $O(N^3)$ 。

以 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{T}$ 分别表示待识别草图和预定义的模板图形, $\mathbf{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_{|u|}\}$ ,  $|u| = m \times (m-1)/2$ ;  $\mathbf{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_{|t|}\}$ ,  $|t| = n \times (n-1)/2$ ,其中 $m$ 和 $n$ 分别是 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{T}$ 的图元数量, $u_i$ 和 $t_j$ 表示二元图元。

以 $\mathbf{C}$ 表示 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{T}$ 的匹配代价(或距离)矩阵,

$$\mathbf{C} = [c_{i,j}] \quad (2)$$

式中矩阵元素 $c_{i,j}$ 表示 $\mathbf{U}$ 的二元图元 $u_i$ 和 $\mathbf{T}$ 的二元图元 $t_j$ 的匹配代价。

若 $|u| > |t|$ ,则为 $\mathbf{T}$ 加入 $|u| - |t|$ 个虚拟二元图元 $t_0$ ;若 $|u| < |t|$ ,则为 $\mathbf{U}$ 加入 $|t| - |u|$ 个虚拟二元图元 $u_0$ 。

$$c_{i,j} = \begin{cases} 0 & i=0 \\ \text{length}(t_j) & j=0 \\ \min(\|\mathbf{v}^a(u_i) - \mathbf{v}^a(t_j)\|, \|\mathbf{v}^b(u_i) - \mathbf{v}^b(t_j)\|), & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中,  $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离,  $length(\cdot)$ 表示图元长度。以上公式的意义是,对非虚拟的二元图元,用欧式距离计算匹配代价,并取两类划分方式下方向特征的较小差值,可以避免由于图元过于简单带来的匹配误差;若  $U$  的图元数大于  $T$ ,表明  $T$  不太可能是  $U$  的相关全图,此时对虚拟图元的匹配代价进行惩罚;若  $U$  的图元数小于  $T$ ,这是部分草图识别中的常见情况,虚拟图元匹配代价设为 0。

基于匹配代价矩阵  $C$ ,用匈牙利算法即可计算部分草图匹配代价  $Cost(U, T)$ ,代价越小,表明  $U$  和  $T$  越相似。

### 4 实验与分析

为验证本文算法的有效性,选取了 120 类军标图形符号,均由直线、弧、椭圆组成,样本示例如图 6 所示,并邀请 5 名志愿者参与图形样本的采集。每名志愿者均采用笔顺自由的方式对 120 类符号绘制一次,共得图形数为  $120 \times 5 = 600$ 。采样设备为 Wacom 绘图板 CTL-660,基本性能参数为:采样分辨率 100 线/mm,精确度 0.25mm,笔读取速度 133 点/s。

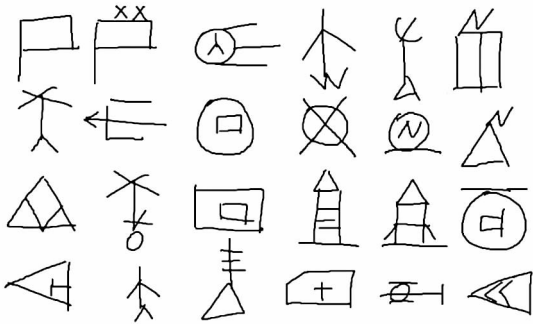


图 6 部分实验图形样本

Fig. 6 Graphic samples tested in the experiment

#### 1) 实验一:部分图形的匹配能力

实验目的是验证给定部分草图时,找到相关全图的能力。若模板  $T_k$  是输入图形  $U$  的相关全图,模板  $T_r$  不是,则预期的匹配代价是  $Cost(U, T_k) < Cost(U, T_r)$ 。我们设计了一个部分图形库,它们是军标图形的常见组成部分,具有特定的物理含义,如图 7 所示,记为  $U_1, U_2, \dots, U_{10}$ 。

由于每个部分草图的相关全图数量不同,评价指标不宜用简单的 top  $N$  识别率(即匹配代价升序排列形成候选列表,正确图形出现在前  $N$  位的次数与测试图形总数的比值)。本文采取的方法是:人工统计出图 7 中  $U_i$  在图形库中对应的全图个数  $N_i (i = 1, 2, \dots, 10)$ 。如图 1 所示,  $a$

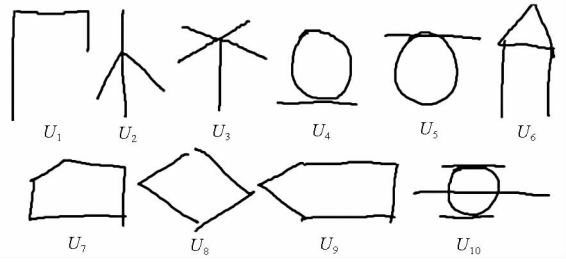


图 7 部分草图样本

Fig. 7 Examples of partial symbols

为部分草图  $U_2$ ,其相关图形数  $N_2 = 5$ 。然后记录识别时的 top  $N_i$  个图形类别,最优情况是  $N_i$  个相关全图正好出现在 Top  $N_i$  位置。于是,设部分图形匹配正确率

$$accuracy = \frac{\sum_{i=1}^{10} U_i \text{ 的 top } N_i \text{ 中正确图形数}}{\sum_{i=1}^{10} N_i}$$

对图 7 的部分草图由不同测试人员独立绘制 10 组,经过 10 组实验,得到部分图形匹配正确率为 92.88%。识别错误最多的 3 个图形依次是  $U_4, U_5, U_3$ 。原因在于:圆的笔画较长,圆和直线图元的二元特征中,直线特征受到“压制”,在与含圆的模板图形匹配时,特征区分不明显;部分草图的图元数较少时,不易区分相关图形和非相关图形。

#### 2) 实验二:减少用户绘制的图元数量和提高识别率

实验目的是验证本方法在草图识别系统中对效率和识别率的提高能力。实验中,采用 5 重交叉验证方式,每次选取一组样本(每类图形 1 个样本,共 120 个)作为测试样本,其他 4 组样本作为模板。对每一个测试样本依次输入笔画,若目标图形出现在 Top  $N$  中,则停止输入,记录下此时输入的图元数,节约的图元数量 = 该图形图元总数 - 已经输入的图元数。需要说明的是,由于用户绘制同一个图形的笔画数量可能不同,所以没有用节省的笔画数,而是用图元数来衡量绘制效率的提高。节省的图元数越大,效率提高越多。

图 8 显示了实验结果,横坐标是测试图形的图元总数,分布为 2 ~ 17,纵坐标是绘制图形时节约的图元数。可以看出,本方法可以有效节省用户绘制的图元数量。图元数量越多的图形,节约的图元数越多。分析原因:虽然没有限制用户的输入笔顺,但多数用户习惯先绘制较长的图元/笔画<sup>[17]</sup>,先描绘出图形的大概轮廓,然后再绘制短的图元,图元总数较多的图形,表示细节的短图元也多,因此,节约的图元数较多。

实验中,Top 5 识别率为 98.03%,但 Top 1 识

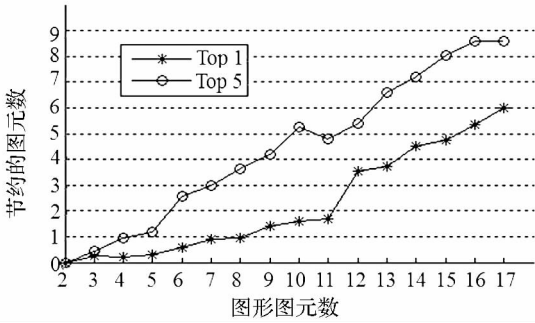


图8 图形图元总数和绘制过程中节约的图元数  
Fig. 8 Saved primitives of the symbols versus the total primitive number of symbols

别率仅为 81.67%。后者较低是因为图形库中有较多的图形具有包含关系,如图 1 中 b 是 d 的子图,在绘制 b 以后,仅从视觉上无法判断是 b 类的全图还是 d 类的部分草图,造成 Top 1 识别错误。Top 5 识别率较高,说明了方法的有效性。

### 3) 时间开销

识别草图的时间开销包括特征计算和特征匹配两部分,由于使用简单的方向特征,因此,计算很快,而且特征计算可在用户交互绘制时在后台并发处理。匹配阶段的主要时间开销是匈牙利算法计算匹配代价。图元数量越少,模板数越少,计算越快。实验中(CPU: Intel i5 - 2400, 3.10GHz × 2, 4G 内存),平均匹配一次耗时 1.388ms,平均识别一个草图耗时 0.666s,包括 120 × 4 = 480 次匹配。识别时间与模板规模成正比。虽然时间开销稍大,但具有较大优化空间:快速剔除图元数大于输入图元数的模板;合理组织模板,确定模板数量,对不同图形定义不同数量的模板样本,或定义统计意义的平均模板;匈牙利算法作为指派问题的经典算法,具有很多简化版本。

### 4) 与文献[10]的比较

为进一步验证本方法的效果,将本方法与文献[10]的 Tirkaz 方法进行对比。后者本质上是在训练样本中加入部分草图样本,然后采用全图识别的统计方法。此外,它还做了延迟判断,设置了拒绝率,当候选的 Top N 类别的总置信度大于阈值时,系统才对用户反馈识别结果。

Tirkaz 方法的特点有:有一个关键的参数,聚类数量 K,需要大量样本通过交叉验证获取;识别结果严重依赖于训练样本中的部分草图数量,过少导致识别效果差,过多导致样本数近似指数增长,特别是图形类别数较多时,如军标符号多达上百个;使用了视觉方法,无须笔画分割,鲁棒性强。

实验图形是图 9 所示的 COAD (Course of Action Diagrams) 图形库,共 20 类符号,由 8 个志

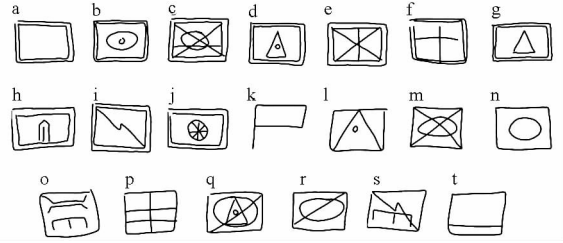


图9 COAD 草图库示例<sup>[10]</sup>

Fig. 9 A sample symbol from each class in the COAD database<sup>[10]</sup>

愿者绘制的 620 个草图。对每类图形随机选取 4 个样本作为模板,另随机选取 5 个样本作为测试图形,独立重复 10 次。实验结果如表 1 所示。

表 1 Tirkaz 方法和本文方法的识别率比较

Tab. 1 Results of Tirkaz's and our method

		Top 1 (%)	Top 3 (%)
Tirkaz 方法*	部分图	54.94	97.08
	全图	79.83	99.27
本文	部分图	83.57	98.90
	全图	75.60	85.53

\* Tirkaz 方法来自文献[10]当置信度阈值为 0 时的数据

虽然本文方法全图识别率较 Tirkaz 方法低,但后者高的原因是:以图 9 中 a, b 为例, a 是 b 的子图,对 a 进行识别时,虽然视觉上无法判断该图属于 a 类全图还是 b 类部分草图,但若 b 的训练样本中没有和 a 混淆的部分草图,例如 b 的所有部分草图样本的外层矩形框均不闭合(缺至少一个图元),则作为全图的 a 便不会被混淆成 b 的部分草图。Tirkaz 通过牺牲一定的部分草图识别来提高全图识别率。与 Tirkaz 侧重于高全图识别率不同,本文的研究重点是实时告知用户,绘制的部分草图所对应的相关全图有哪些。若实际系统要确保全图识别率,可结合其他全图识别算法使用,简单的思路是:定义 2 个候选列表分别显示 2 种方法的识别结果;或者加入粗分类方法,优先将待识别图形当作全图看待。

本文方法相对于 Tirkaz 方法:①实现简单,无须训练,属于轻量级算法,易于扩展,对新加入的图形,只需要提供少量几个样本作为模板即可;② Tirkaz 方法的关键参数 K 通过交叉验证确定,对不同图形集的参数不同,本文方法没有此类参数;③ Tirkaz 方法的效果严重依赖于训练样本中的部分草图形状和规模,且与笔顺有关,本文方法则与之无关。但是, Tirkaz 方法采用统计方法,无须分

割笔画,具有较好的鲁棒性,可适用于具有较多连笔、绘制潦草的图形,而本文方法却不能。

## 5 结论

具有连续反馈的部分草图识别具有提高交互效率和保证用户绘制连续性的优点。本文提出一种基于方向特征的二元图元特征,并基于此特征提出一种具有连续反馈的草图识别算法。该算法虽然属于结构方法,但只需完成笔画分割,无须识别图元,避免了图元识别误差带来的影响。同时,提出的二元图元特征计算快,描述能力强,没有使用其他文献中应用广泛的定性特征,如平行、相交等。

算法优点是:1)实现简单,无须复杂的数据结构和繁琐的训练过程;2)与笔顺、笔画数量和图形大小无关;3)易于扩展,若图形类别数改变,只需改变相应的模板图形,适合于绘制规则、没有太多连笔的手绘图形。

本文算法也有一些缺点,值得进一步研究。1)不具备旋转不变性。一个简单的解决方法是在模板图形中提供一些旋转样本,如文献[18]。2)对笔画分割结果敏感,这是所有结构方法的共同弊端。3)如何加快匹配识别速度,一个思路是加快单次匹配速度,另一个思路是减少需要匹配的模板数量,可以考虑对图形模板做合理的组织,并引入统计信息。

## 参考文献 (References)

- [1] 孙正兴,冯桂焕,周若鸿. 基于草图的人机交互技术研究进展[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(9): 1889 - 1899.  
SUN Zhengxing, FENG Guihuan, ZHOU Ruohong. Techniques for sketch-based user interface: review and research[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(9): 1889 - 1899. (in Chinese)
- [2] Johnson G, Gross M D, Hong J, et al. Computational support for sketching in design: a review[J]. Foundations and Trends in Human - Computer Interaction, 2009, 2(1): 1 - 93.
- [3] 邓维,吴玲达. 基于图元匹配的在线草图识别[C]//和谐人机环境 2012(HHME 2012),NCMT. 北京:清华大学出版社,2012: 9 - 15.  
DENG Wei, WU Lingda. On-line sketched symbols recognition based primitive correspondence [C]//HHME 2012, NCMT. Beijing: Tsinghua University Press, 2012: 9 - 15. (in Chinese)
- [4] 张友根,吴玲达,宋汉辰,等. 手绘非规则军标图形的结构化识别方法[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(3): 72 - 77.  
ZHANG Yougen, WU Lingda, SONG Hanchen, et al. Structural recognition of sketched irregular military marking symbols [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2013, 35(3): 72 - 77. (in Chinese)
- [5] Delaye A, Anquetil E. HBF49 feature set: a first unified baseline for online symbol recognition [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(1): 117 - 130.
- [6] Mas J, Sanchez G, Lladós J, et al. An incremental on-line parsing algorithm for recognizing sketching diagrams [C]//The 9th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2007, 1: 452 - 456.
- [7] Lin Y, Liu W Y, Jiang C. A structural approach to recognizing incomplete graphic object [C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2004, 1: 371 - 375.
- [8] de Rosa M. On the auto-completion of hand drawn symbols [C]//IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing (VL/HCC), 2008: 242 - 245.
- [9] Xu X G, Sun Z X, Peng B B, et al. An online composite graphics recognition approach based on matching of spatial relation graphs [J]. International Journal of Document Analysis and Recognition, 2004, 7(1): 44 - 55.
- [10] Tirkaz C, Yanikoglu B, Sezgin T M. Sketched symbol recognition with auto-completion [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(11): 3926 - 3937.
- [11] Leung W H, Chen T. Retrieval of hand-drawn sketches with partial matching [C]//Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003, 3: 5 - 8.
- [12] Xiong Y Y, LaViola Jr J J. A short straw-based algorithm for corner finding in sketch-based interfaces [J]. Computers & Graphics, 2010, 34(5): 513 - 527.
- [13] Paulson B. Rethinking pen input interaction: enabling freehand sketching through improved primitive recognition [D]. College Station: Texas A&M University, 2010.
- [14] Lee W S, Kara L B, Stahovich T F. An efficient graph-based recognizer for hand-drawn symbols [J]. Computers & Graphics, 2007, 31(4): 554 - 567.
- [15] Liu C L. Handwritten Chinese character recognition: effects of shape normalization and feature extraction [M]. Arabic and Chinese Handwriting Recognition Lecture Notes in Computer Science, 2008, 4768: 104 - 128.
- [16] Deng W, Wu L D, Yu R H, et al. On-line sketch recognition using direction feature [C]//Human-Computer Interaction-INTERACT 2013 Lecture Notes in Computer Science, 2013, 8119: 259 - 266.
- [17] Eitz M, Hays J, Alexa M. How do humans sketch objects? [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, 31(4): 44.
- [18] Ouyang T Y, Davis R. A visual approach to sketched symbol recognition [C]//Proceedings of the 21th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2009: 1463 - 1468.