

# 手绘非规则军标图形的结构化识别方法\*

张友根<sup>1</sup>, 吴玲达<sup>1,2</sup>, 宋汉辰<sup>1</sup>, 邓维<sup>2</sup>

(1. 国防科技大学 信息系统与管理学院, 湖南长沙 410073;  
2. 装备学院 重点实验室, 北京 101416)

**摘要:**在基于草图的态势标绘系统中,线状和面状军标图形通常是依具体地形、战况、意图等标绘的,没有规则的形状,难以采用基于表观的方法进行识别。针对这类手绘非规则军标图形提出了一种结构化识别方法,基于非规则军标图形集的特点定义了9种图元和4种图元间空间结构关系,将图形表示为图元向量和图元结构关系矩阵,通过匹配图元向量和图元结构关系矩阵来识别图形类别,并估计未知图形与模板图形之间的图元对应关系。实验结果表明:本文方法能有效克服图形形状变化的影响,对手绘的常用非规则军标图形的类别和图元对应关系具有较高的识别正确率和识别速度。

**关键词:**手绘图形识别;非规则军标图形;结构化识别;图元

**中图分类号:**TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)03-0072-06

## Structural recognition of sketched irregular military marking symbols

ZHANG Yougen<sup>1</sup>, WU Lingda<sup>1,2</sup>, SONG Hanchen<sup>1</sup>, DENG Wei<sup>2</sup>

(1. College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. Key Laboratory, Academy of Equipment, Beijing 101416, China)

**Abstract:** Sketch-based military marking diagrams consist of many linear and regional symbols. Typically, these symbols are irregularly shaped because they are drawn according to specific terrain or battle scenario with freehand. Therefore, they are also called irregular symbols. Traditional appearance-based methods are not appropriate for recognizing these symbols. A structural recognition method for sketched irregular military marking symbols was proposed. Symbols were decomposed and represented by 9 types of primitives together with 4 types of spatial relationships among them. By matching the primitive counting vector and the primitive relationship matrix of the unknown symbol with those of the templates, the class label was recognized, and their primitive correspondences were also estimated. Experimental results demonstrate that the proposed method is effective and efficient for recognizing sketched irregular military marking symbols.

**Key words:** sketched symbol recognition; irregular military marking symbol; structural recognition method; primitive

态势标绘系统是辅助指挥员理解战场态势,拟定作战计划和制定决策的重要工具。随着虚拟战场环境构建、信息可视化、大屏幕显示系统等技术 and 设备的快速发展,目前各类战场态势信息综合显示和感知空间得到了深入研究和广泛应用<sup>[1-3]</sup>。然而目前大多数战场态势可视化系统仍采用 WIMP (Window, Icon, Menu, Pointing Device)形式的人机交互方式,在指挥研讨等许多应用场合,这种标绘交互方式不够直观和高效<sup>[4]</sup>,因此,基于手绘草图的态势标绘系统逐渐得到了重视和研究<sup>[5-9]</sup>。对手绘军标图形进行识别是这类系统要解决的一个关键问题,图形识别一方面有利于系统对用户输入的不精确笔画进行

规整,生成美观的图形,从而更好地在二维或三维虚拟战场环境中进行态势可视化表现;另一方面,准确地识别手绘军标图形也是进一步实施计算机仿真推演等的基础。

按标示功能分类,军标图形可分为点状、线状和面状图形。点状军标常用于抽象标绘某战场要素的类别、位置、数量等信息,在标绘规定中明确定义了其外观形状和线画构成。线状和面状军标则用于标绘行军路线、障碍分布等信息,这些图形的形状通常是依具体地形、战况和作战意图等因素而定的,没有规则的固定形状,因此线状和面状军标也被称为非规则军标。简单以标绘一条行军纵队为例,该图形(箭头)的主干表示行军的路线

\* 收稿日期:2012-10-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61103081);国家部委资助项目

作者简介:张友根(1984—),男,湖南株洲人,博士研究生,E-mail: zhangyougen@nudt.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

轨迹,是由任务目标、敌方部署、友邻部署、具体地形等多方面的可变因素综合确定的曲线,因此根本无法为识别器预定义此类图形的形态。

形状特点上的差异使得点状军标与非规则军标适用不同的识别方法。目前,对手绘军标图形识别的研究重点主要集中于点状军标识别。因形状相对规则,对手绘点状军标可借鉴视觉形状识别、文字识别等领域的解决思路,用基于表现(Apppearance-based)的方法进行识别<sup>[10-11]</sup>。而非规则军标由于没有固定形状,很难对各类别稳定地提取几何、图像等描述特征,因而直接采用基于表现的方法难以实现有效识别。Hammond等提出了一种用于手绘图形识别、显示、编辑等的描述语言<sup>[12]</sup>,通过对图形构成及约束的描述和解析来支持对手绘图形的识别,但该方法不可训练,且要求用户具备较好的领域背景知识。在类似手绘电路图、UML图、仿真图识别等研究中<sup>[13-14]</sup>,虽然涉及对非规则的导线、箭头等进行识别,但因要考虑的非规则图形类别很少,通常直接采用若干简单的启发式规则即可实现识别。

手绘态势标绘应用中常用的非规则图形多达数十种,采用传统方法难以进行有效识别,因此本文提出一种新的结构化识别方案。将非规则军标图形分解为基本图元,利用所含图元的类型、数目和图元间的空间结构关系描述图形的结构,最终通过与模板图形进行图元向量和图元结构关系矩阵两级匹配,实现对待识图形类别的识别以及对二者之间图元对应关系的估计。由于在描述阶段所选取的图元和图元关系能较好地对图形进行抽象结构化表示,本文方法能有效克服图形方向、形状变化等对识别的影响。

## 1 基于图元的图形表示

非规则军标图形虽然形状多变,但通常是由一些简单的基本部件以相对稳定的结构关系组成的。例如,线状军标通常含有一条表示路径、走向等的开放长笔画,面状军标通常含有一条表示区域的闭合长笔画,非规则军标图形的形状不确定性主要来源于这些作为图形主干的长笔画结构。以主干结构为依托,军标图形通常使用一些短直线段、尖角、圆点等结构来表示图形符号的类别、级别、朝向等信息,这些附着结构常作为语义基元出现在多个同类型的相似图形中。因此,本文基于结构部件表示非规则军标图形,以自底向上的方式对图形进行结构化识别。结构化识别方法的一个关键是将模式分解描述为子模式(基元)及

它们的结构关系<sup>[15]</sup>。

### 1.1 图元定义与识别

首先,本文结合常用非规则军标图形集的特点定义如图1所示的一组图形基本结构单元(以下称为图元)。为了能一致、稳定地表示图形,图元集的定义主要遵循以下原则:首先,图元集应该是充分的,即使得待识图形集中的图形分解后都能以所定义的图元来表示;其次,应避免各图形的图元分解方式出现二义性,即使得每个图形都有且仅有明确的、唯一的分解方式;此外,各图元之间应具有较好的可区分性。

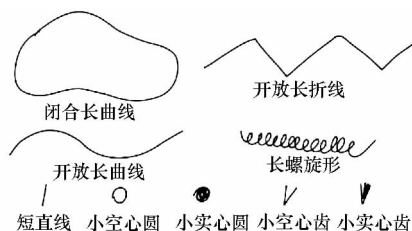


图1 基本图元集

Fig. 1 Primitives defined for symbol recognition

需要说明的是,笔画是绘制图形时输入的基本数据单元,图1中所定义的也多为单笔画图元结构,但个别图元的笔画构成模式可能存在差异,例如,用户既可能以单笔也可能以多笔绘制一个实心齿。由于图元可以看作是构成非规则军标图形的基本语义部件,因此本文假设:(1)每条笔画仅属于一个图元,即不存在用一条笔画绘制多个图元的情况。(2)用户在输入各图元时的笔画次序没有交错,即每个多笔画图元的各笔画是时序连续输入的,其中不会穿插绘制其他图元的笔画。

要识别多笔画图元,首先需将笔画分组并融合在一起,多笔绘成的小实心圆或小实心齿图元通常包括图元轮廓笔画和内部填充笔画,其中的填充笔画具有明显特征(如笔迹密度高、包围盒尺度小、笔画反向计数高等),因此对这两种多笔画图元结构可以首先从输入笔画序列中检测出填充笔画,然后利用时间和空间距离阈值发现并融合前后的相关笔画。另外,对于用户绘制长笔画时偶尔出现的断笔接续,也可参照文献<sup>[16]</sup>的方法,利用前后笔画的时间间隔和端点距离来检测和融合,本文不作细述。融合后的多笔画图元可以当作单笔画对待处理,进行后续的特征提取和识别。

通过上述约束和处理,图元识别问题归结成为一个笔画多类分类问题(类别数 $M=9$ )。本文对各笔画提取25种常用特征,主要包括:笔画长

度、包围盒对角线长度、包围盒面积、最大直线段长、累积转向角度、累积转向绝对角度、笔迹密度、起止点距离、反向计数、闭合度、自交点数、折线拟合误差、外接凸壳周长、外接凸壳面积、有向包围盒面积、有向包围盒长宽比等。这些特征刻画了图元笔画的尺度、密度、曲率、结构等方面的特点,被广泛用于笔画图文分类、笔手势识别等许多场合<sup>[17]</sup>。

基于上述特征,采用 LogitBoost 分类器对图元笔画进行分类。LogitBoost 是由 Frieman 等提出的一种集成学习方法<sup>[18]</sup>,通过 Boosting 提升机制,可将一组基分类器(Base Classifier)组合获得高精度的强分类器。LogitBoost 采用对数似然损失函数,相比于采用指数型损失函数的 AdaBoost 降低了对噪声的敏感度,具有更好的稳健性。基分类器选用 Decision Stump, Decision Stump 相当于单层的决策树分类器,是一种非常简而有效的分类算法,经常被用作构造集成学习算法中的弱分类器,每个 Stump 利用一个特征进行决策分类。由于需进行多类( $M=9$ )分类,LogitBoost 采取 one-vs-rest 策略,在训练的每轮迭代中将构造 9 个 Stump 分类器。

## 1.2 图元关系定义与识别

以上述图元集中的一种或几种作为基本构件,按照不同的空间结构组合即可构造出各种类别的复杂图形。通过定义和识别图元之间的空间结构关系,可以更充分地描述图形的结构信息,进而增强对手绘图形(尤其是图元成分相似的图形)的识别区分能力。根据非规则军标图形集的结构特点,本文定义了 4 种典型的图元空间结构关系,如图 2 所示。

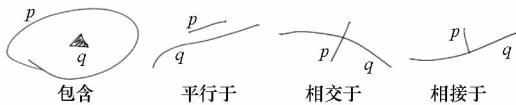


图 2 图元空间结构关系示意

Fig. 2 Spatial relationships among primitives

(1) 包含(Enclosing):若图元  $q$  位于图元  $p$  内部,则  $p$  包含  $q$ ,记为“ $R^E(p,q)$ ”,包含为反对称关系;

(2) 平行于(Paralleling to):若  $p, q$  空间相邻且没有交点, $p$  中各点到  $q$  的最短距离近似相等,则  $p$  平行于  $q$ ,记为“ $R^P(p,q)$ ”,平行为非对称关系;

(3) 相交于(Intersecting with):若  $p$  与  $q$  存在交点,且交点位于  $p$  的内部,则  $p$  相交于  $q$ ,记为

“ $R^I(p,q)$ ”,相交为非对称关系;

(4) 相接于(Connecting to):若  $p$  与  $q$  存在交点,且交点位于  $p$  的端点处,则  $p$  相接于  $q$ ,记为“ $R^C(p,q)$ ”,相接为非对称关系。

因不同类型图元的形状特点差异较大,以上空间结构关系均定义为非对称或反对称关系,且仅对特定类型的图元序偶具有意义。具体而言, $R^E(p,q)$  当  $p$  为闭合长曲线时有意义; $R^P(p,q)$  当  $p, q$  不为点状图元(空圆点、实圆点、空心齿或实心齿)时有意义; $R^I(p,q)$  当  $p, q$  均为开放线条时有意义; $R^C(p,q)$  当  $p$  不为封闭长曲线/长折线,且  $q$  为开放长曲线/封闭长曲线/长折线时有意义。

此外,由于非规则军标图形的形状变异性很大,长距离相离的图元之间是否成平行关系通常是不确定的,因此仅对空间相邻的线图元之间定义关系  $R^P(p,q)$ 。图元  $p, q$  空间相邻是指二者间最短距离小于较小图元的尺度( $l$  表示图元的包围盒对角线长度)或某极小阈值:

$$\text{Adj}(p, q) = \begin{cases} \text{true}, & \text{if } \text{Dis}(p, q) < \min(l_p, l_q, \varepsilon) \\ \text{false}, & \text{else} \end{cases}$$

按照上述的图元关系定义和约束,对任意的图元  $p$  和  $q$ ,可以计算  $p$  相对于  $q$  的空间结构关系向量:

$$[R^E(p, q), R^P(p, q), R^I(p, q), R^C(p, q)]$$

其中向量元素  $R^X(p, q)$  取值为 1 表示  $p$  相对于  $q$  满足该关系,取值为 -1 表示不满足该关系,取值为 0 则表示按照约束规则该关系无意义。最终,整个图形所含图元之间的结构关系信息可表示为一个图元关系矩阵  $\mathbf{PR}_{N \times N \times 4}$ ,其中  $N$  为该图形包含的全部图元总数,矩阵对角线元素均取值为  $[0, 0, 0, 0]$ 。

## 2 图形匹配识别

基于前述定义的基本图元和图元空间结构关系,手绘非规则军标图形可以用图元计数向量和图元关系矩阵进行描述,本节通过对图元计数向量和图元关系矩阵的两级匹配进行识别。

以  $S^U$  和  $S^T$  分别表示待识别图形(Unknown)与预定义的候选模板图形(Template),图形匹配识别的目标是从模板图形集  $\{S_m^T\}$  中找出与  $S^U$  相似度最大的模板图形  $S_m^T$ ,以其类别标记作为  $S^U$  的类别识别结果,此外还通过匹配估计  $S^U$  与  $S_m^T$  的图元对应关系,为进一步对  $S^U$  进行解析及图形规整、仿真推演等打下基础。

## 2.1 基于图元计数

利用图元的类别和数目即可在一定程度上识别区分图形的类别。将图元类别集作为词典,可将任意图形  $S$  向量化表示为:  $N = [n_1, n_2, \dots, n_M]$ , 其中  $n_k (k = 1, \dots, M)$  对应为图形  $S$  中第  $k$  类图元的计数。以图元计数向量  $N^U$  和  $N^T$  分别作为  $S^U$  和  $S^T$  的描述特征,定义二者的相似度

$$\text{Sim1}(S^U, S^T) = 1 - \frac{1}{M^{\text{UT}}} \sum_{k=1}^M \frac{|n_k^U - n_k^T|}{\max\{n_k^U, n_k^T, 1\}} \quad (1)$$

其中  $M^{\text{UT}}$  表示在  $S^U$  或  $S^T$  中出现过的图元类别数,即  $n_k^U$  与  $n_k^T$  不同时为0的类别数。式中分别计算  $S^U$  和  $S^T$  涉及的每类图元的归一化差异,然后取均值作为二者距离,当  $S^U$  与  $S^T$  所含的各类图元的计数差异越小,  $\text{Sim1}$  越趋于1,否则越趋于0。

基于图元计数向量的匹配识别方法计算简单,可快速滤除图元类型不符的图形,筛选出相关的候选图形子集。但图元计数向量无法区分图元类别和数目相似的图形。因此,对于图元计数向量匹配相似度较大且大于阈值的候选图形,还需进一步利用图元结构关系信息进行区分。

## 2.2 基于图元结构关系

记图形  $S$  包含的图元集合为  $P$ ,显然,如果对于待识别图形  $S^U$  中的每个图元  $p \in P^U$ ,在候选模板图形  $S^T$  中都能指派一个类别相同、结构上下文(即某图元相对图形中其他图元的结构关系)相似的图元  $p' \in P^T$  与之对应,则可认为  $S^T$  与  $S^U$  相似程度很高;反之,若无法在  $P^U$  与  $P^T$  之间建立很好的对应关系,则  $S^T$  与  $S^U$  相似程度较低。

对  $\forall p, q \in P$ ,图元关系矩阵  $\mathbf{PR}$  描述了  $p$  与  $q$  之间的结构关系信息。由于用户绘制各图元部件的顺序是不固定的,因此  $S^T$  与  $S^U$  之间的图元对应关系未知,不能将  $\mathbf{PR}^T$  和  $\mathbf{PR}^U$  中相同位置的元素直接进行匹配。本文将计算  $S^U$  与  $S^T$  的整体结构相似度并寻找二者图元之间最佳对应关系的问题作为一个图元指派问题进行求解。

对图形  $S$  中的每个图元  $p_k (1 \leq k \leq |P|)$ ,可基于  $\mathbf{PR}$  构造一组结构描述特征,记为

$$R(p_k) = [ri_k^E, ri_k^P, ri_k^I, ri_k^C, rp_k^E, rp_k^P, rp_k^I, rp_k^C] \quad (2)$$

其中  $ri_k^X (X = E, P, I, C)$  表示  $p_k$  相对于其他图元  $\{p_l \mid p_l \in P, 1 \leq l \leq |P|, l \neq k\}$  满足空间关系  $R^X(p_k, p_l)$  的计数。 $rp_k^X (X = E, P, I, C)$  则分别表示其他图元相对于  $p_k$  满足空间关系  $R^X(p_l, p_k)$  的计数。

给定两个图元  $p$  和  $p'$ ,记图元的类别属性为:  $t = \text{Type}(p), t' = \text{Type}(p')$ ;图元结构描述特征为:  $r = R(p), r' = R(p')$ 。定义  $p$  与  $p'$  的匹配代价

$$c(p, p') = \begin{cases} \frac{1}{8} \sum_{k=1}^8 \frac{|r_k - r'_k|}{\max(1, r_k, r'_k)} & \text{if } t = t' \\ 1 & \text{if } t \neq t' \end{cases} \quad (3)$$

当  $p$  和  $p'$  为同类图元时,取二者结构描述特征各维归一化差异均值作为匹配代价,显然若  $p$  与其他图元间的结构关系越接近  $p'$  与其他图元间的结构关系,则匹配代价越趋于0,否则越趋于1。当  $p$  和  $p'$  为异类图元时,令匹配代价为最大代价1。

对  $\forall p_i \in P^U$  和  $\forall p'_j \in P^T$ ,按上述方式分别提取图元描述特征并两两匹配,构成  $S^U$  与  $S^T$  的图元匹配代价(Primitive Matching Cost)矩阵,如式(4)所示,矩阵元素  $c_{ij}$  表示式(3)定义的  $S^U$  中第  $i$  个图元与  $S^T$  中第  $j$  个图元的匹配代价。

$$C(S^U, S^T) = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,P^T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{P^U,1} & \cdots & c_{P^U,P^T} \end{pmatrix} \quad (4)$$

基于图元匹配代价矩阵  $C$ ,以图元匹配代价作为指派惩罚代价,可以求解  $S^U$  与  $S^T$  之间的图元最佳指派方案  $A^*$ ,也就是使得整体指派代价最小的方案:

$$A^* = \underset{A}{\text{argmin}} \sum_i \sum_j A_{ij} C_{ij} \quad (5)$$

本文采用指派问题的经典解法 Hungary 算法进行求解。Hungary 算法在最坏情况下的时间复杂度为  $O(N^3)$ 。

取指派解方案整体代价的倒数作为  $S^T$  与  $S^U$  的图元结构关系匹配相似度

$$\text{Sim2}(S^U, S^T) = \frac{1}{\sum_i \sum_j A_{ij}^* C_{ij}} \quad (6)$$

此外,指派解方案  $A^*$  也直接给出了  $S^T$  与  $S^U$  之间的图元对应关系。利用图元对应信息可进一步解析和识别图形的具体参数,如图形所表示的轨迹走向、覆盖区域等,以便更好地进行美化规整、仿真推演等处理。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验设置

对一组常用的非规则军标图形进行了手绘识别实验,实验所用的手绘输入设备是一台 ThinkPad X200 Tablet,实验原型系统代码用 C#编

写,图元分类器基于 Weka<sup>[19]</sup> 工具包实现。实验图形集中包括 36 种图形,其中线状军标图形 23 种,面状军标图形 13 种,图 3 列出了部分实验样本示例,从图可见这些图形具有不规则形态,但均可基于前述定义的基本图元和图元结构关系来表示。部分图形可能在整体形态上较为相似,但可通过细节处的附着图元差异进行区分;部分图形所含的图元成分相似,但可利用图元结构关系信息加以区分。

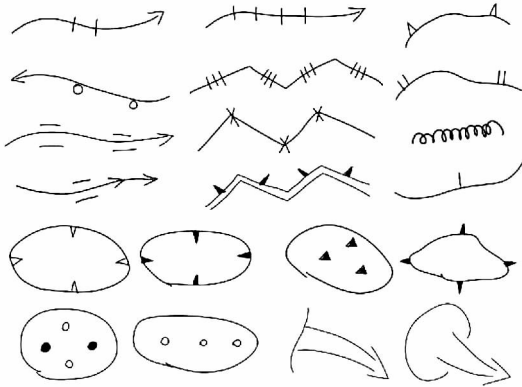


图 3 部分实验图形示例

Fig. 3 Subset of symbols tested in our experiment

对每类图形分别绘制了 10 个实验样本,考虑到在实际标绘场合中这些图形的可变异程度大,在采集实验数据时使各样本在图形定义所允许的范围内尽量呈现不同的形态。从每类图形中选择一个较工整的样本作为模板,形成一个规模为 36 的模板库,将其余样本作为测试样本进行识别。分别统计了两种识别策略下的识别结果:(1) 仅利用图元计数向量进行匹配识别(记为“图元计数匹配”);(2) 首先通过图元计数匹配进行筛选,对匹配相似度超过阈值 0.5 的类别,再进行结构关系信息匹配(记为“图元+结构匹配”)。

### 3.2 结果与分析

#### (1) 识别准确率

图形类别识别实验结果如表 1 所示,表中的 Top-1 表示按匹配相似度降序排列的候选列表中第 1 个图形为正确识别结果的比例,Top-3 表示候选列表中前 3 个图形包含正确识别结果的比例。

表 1 图形类别识别准确率

Tab. 1 Results of symbol classification tests

	Top-1	Top-3
图元计数匹配	84.3%	96.9%
图元+结构匹配	94.1%	96.9%

表 1 中结果表明:两种匹配识别策略均达到了较高的识别准确率,说明基于图元的结构化描

述和匹配方法能有效识别非规则军标图形。实验中图元+结构匹配的 Top-1 识别准确率明显高于图元计数匹配,主要原因是结合图元空间结构关系后对图形具有更强的描述能力,能有效区分图元相似而结构不同的图形。实验中两种匹配识别策略的 Top-3 识别准确率相同,导致识别错误的主要原因是对于个别图元的识别出现错误。

图元类别识别对于图形识别非常关键,在实验中,经交叉验证比较,将 LogitBoost 分类器的训练迭代次数设置为 20 次,即最终生成的分类器包含  $20 * 9 = 180$  个 Stump 分类器,在分类准确率与分类速度之间获得了较好折衷。实验中 LogitBoost 分类器取得了 98.8% 的图元分类准确率,为准确识别图形打下了很好的基础。图元分类混淆主要出现在小实心圆与小实心齿之间、开放长曲线与开放长折线之间,以及开放长曲线与闭合长曲线之间。对这些易混淆图元可考虑针对性地提取若干更具区分力的特征,以进一步提高分类准确率。

此外,实验中还对结构匹配所获得的图元对应关系的正确率进行了统计。待识别图形与模板图形之间图元准确对应是指在二者所含的表示相同语义功能的图元之间建立了准确的一一映射。图元对应关系仅在同类别的图形之间有实际意义,因此仅针对待识别图形和类别识别正确的模板进行统计。由于许多非规则军标图形中包含多个类型和结构关系模式相同、表示同一语义功能的图元,它们相互之间没有实质区别,也难以在识别中进行区分,因此在统计时不考虑这些图元之间对应关系错位的情况。

实验中对图元对应关系的识别正确率为 84.8%。图 4 为图元对应关系识别结果的示例,其中数字编号表示各图元按输入时序的编号,可以看出本文方法利用图元类型和结构信息,能克服输入笔序的影响,准确地获取待识别图形与模板图形之间的图元对应关系信息。

#### (2) 识别速度

识别一个未知图形的在线时间开销主要包括图形表示和模板匹配两部分。图形表示阶段主要是对未知图形进行图元识别及图元结构关系识别处理,这些处理的计算复杂度与图元数目  $N$  以及图元和图元关系的复杂程度有关。在模板匹配阶段,整体匹配时间开销可表示为匹配次数(即模板数)与单次匹配平均时间的乘积。通常而言,增加模板数量(例如存储大量来自不同用户的训练样本)可以提高识别准确率和稳健性,但也将

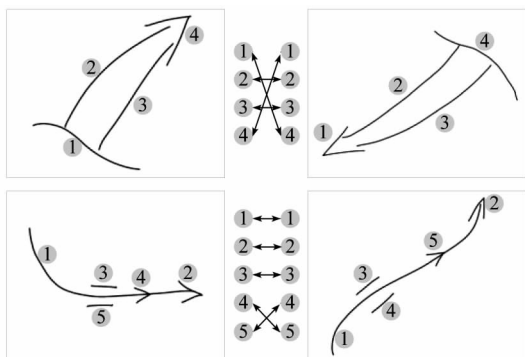


图4 图元对应关系识别示例

Fig.4 Examples of estimated primitive correspondences

显著增加匹配开销(与模板数大致呈线性增长关系)。由于图元计数向量匹配的速度远快于图元关系矩阵匹配(实验中相差2个数量级以上),而本文采取的两级匹配方式能先通过计算简单的图元计数向量匹配快速滤除大部分不相关图形,因此比直接匹配图元关系矩阵的方式能更好地适应大规模模板集的场所。

虽然在表示阶段和匹配阶段均包含多项式时间复杂度的运算处理,但非规则军标图形所包含的图元数目都较为有限(通常 $N < 10$ ),使得识别速度在可接受的范围内。在本文实验条件(CPU: Core Duo L9400 1.86 GHz, RAM: 2 GB)下,图形表示的时间开销平均约为131 ms;图元计数向量匹配和图元关系矩阵匹配的平均时间开销分别约为1.2  $\mu$ s/次和0.27 ms/次。需说明的是:虽然实验中图形表示的时间开销稍大,但经程序优化后,图形表示的主要计算处理可在用户绘制交互过程中以后台形式并发进行,因此其对整体识别响应速度的影响仍有较大优化空间。

综合上述分析,本文方法的分类速度能基本满足交互实时性的要求。

#### 4 结论与展望

本文针对手绘非规则军标图形的特点提出了一种基于图元的结构化识别方案,通过对图形的图元构成及图元结构关系信息进行描述和匹配,实现了对图形类别的识别和对图元对应关系的估计,实验结果验证了本文方法的有效性。

本文方法可以作为一个识别模块应用于手绘态势标绘系统中,手绘军标图形识别涉及许多尚待解决的问题,下一步的研究包括:

(1) 图形规整、美化。由于无法预知输入图形的形状参数,对非规则图形的规整美化无法像规则图形那样采用库中存储的标准图形直接替换的方式,而是需结合输入图形的具体参数和领域

知识在线生成规整图形。本文方法不仅识别了图形的类别,也获取了待识别图形与模板图形的图元对应关系估计,下一步可利用这些信息提取图形的个性化参数,并按照相应预设的方式生成规整美观的图形,替换不精确的手绘输入,以提高草图的可读性。

(2) 与其他识别策略和方法的结合与应用。在实际的标绘应用中,待识别对象常常不局限于孤立的非规则图形,而可能是未分割的图幅,或是融合了点状图形和非规则图形的组合图形。只有合理地结合其他的分割、匹配等识别策略和方法,才能对这些图形进行有效识别。

#### 参考文献 (References)

- [1] 陈鸿, 汤晓安, 杨耀明, 等. 基于位移映射的非规则军队标号绘制算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(5): 797-804.  
CHEN Hong, TANG Xiaohan, YANG Yaoming, et al. Using displacement mapping for irregular military symbols rendering [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(5): 797-804. (in Chinese)
- [2] 庞国峰. 虚拟战场理论研究及工程实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.  
PANG Guofeng. The introduction to virtual battle space [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2009. (in Chinese)
- [3] 陈彬, 王全民, 龚建兴, 等. 作战模拟态势显示中的通用性技术研究[J]. 国防科技大学学报, 2009, 31(6): 115-120.  
CHEN Bin, WANG Quanmin, GONG Jianxing, et al. Research on techniques to achieve general using of situation display in combating simulation [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2009, 31(6): 115-120. (in Chinese)
- [4] Forbus K D, Usher J, Chapman V. Sketching for military courses of action diagrams [C]//Proceedings of the 8th international conference on Intelligent user interfaces. NY, USA: ACM, 2003: 61-68.
- [5] Surdu J, Kitka K. Deep green: Commander's tool for coa's concept [C]//Proceedings of 2008 Computing, Communications and Control Technology Conference. Orlando. 2008.
- [6] Hammond T, Logsdon D, Paulson B, et al. A sketch recognition system for recognizing free-hand course of action diagrams [C]//Proceedings of the The Twenty-Second Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, Menlo Park: AAAI, 2010.
- [7] Cummings D, Fymat S, Hammond T. Reddog: A smart sketch interface for autonomous aerial systems [C]//Proceedings of the International Symposium on Sketch-Based Interfaces and Modeling. Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2012: 21-28.
- [8] Cummings D, Hammond T. Sketch-based interface for interaction with unmanned air vehicles [C]//Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems 2012. NY, USA: ACM, 2012.

- [8] Murphy K, Torralba A, Freeman W. Using the forest to see the trees: A graphical model relating features, objects, and scenes [C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, Cambridge, 2004, MA: MIT Press.
- [9] Fergus F, Fei-Fei F, Perona P, et al. Learning object categories from google's image search [C]//Proceedings of 10<sup>th</sup> IEEE International Conference on Computer Vision, 2005, 2:1816 - 1823.
- [10] Fei-Fei F, Perona P. A Bayesian hierarchical model for learning natural scene categories [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2:524 - 531.
- [11] Bosch A, Zisserman A, Munoz X. Scene classification via plda [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2006, Graz, Austria, vol. 4:517 - 530.
- [12] Qin J, Yung N H C. Scene categorization by introducing contextual information to the visual words [C]//International Symposium on Visual Computing, 2009:297 - 306.
- [13] Zeng P, Wu L D, Wen J. Modeling scenes with two complementary image representations [J]. Journal of Computational Information Systems, 2008, 5 (4): 1681 - 1688.
- [14] 王孟月, 宋彦, 戴礼荣. 一种用于图像分类的多视觉短语学习方法 [J], 小型微型计算机系统, 2012, 33 (2): 298 - 302.
- WANG Mengyue, SONG Yan, DAI Lirong. Multiple visual phrase learning method for image classification [J]. Journal of Chinese Computer Systems. 2012, 33 (2): 298 - 302. (in Chinese)
- [15] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece, 1999.
- [16] Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communication, 1983, 31(4): 532 - 540.
- [17] Wen J, Wu L D, Zen P, et al. Near duplicate keyframes identifying and correlation analyzing of news video stories [J]. Journal of software, 2010, 21(11): 2971 - 2984.
- [18] Quelhas P, Monay F, Odobez J M, et al. A thousand words in a scene [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (9): 1575 - 1589.
- [19] Rasiwasia N, Vasconcelos N. Scene classification with low-dimensional semantic spaces and weak supervision [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2008, Anchorage, Alaska, USA: 1 - 8.

#### (上接第 77 页)

- [9] 蔡菁, 徐火生, 王新余. 基于草图的战场态势标绘系统 [J]. 舰船电子工程, 2008, 28(11): 134 - 137.  
CAI Jing, XU Huosheng, WANG Xinyu. Plotting of battleground state system based on sketching [J]. Ship Electronic Engineering, 2008, 28 (11): 134 - 137. (in Chinese)
- [10] Tumen R S, Acer M E, Sezgin T M. Feature extraction and classifier combination for image-based sketch recognition [C]//Proceedings of the Seventh Sketch-Based Interfaces and Modeling Symposium, Eurographics Association: Aire-la-Ville, Switzerland, 2010:63 - 70.
- [11] 李昌华, 王东. 快速图符匹配方法及其在军标识别中的应用 [J]. 光子学报, 2010, 39(5): 941 - 944.  
LI Changhua, WANG Dong. A method for fast shape matching and its application to military mark recognition [J]. Acta Photonica Sinica, 2010, 39 (5): 941 - 944. (in Chinese)
- [12] Hammond T A. Ladder: A perceptually-based language to simplify sketch recognition user interface development [D]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- [13] Hammond T, Davis R. Tahuti: A geometrical sketch recognition system for uml class diagrams [C]//ACM SIGGRAPH 2006 Courses. Boston, Massachusetts; ACM. 2006.
- [14] Kara L B, Stahovich T F. Hierarchical parsing and recognition of hand-sketched diagrams [C]. ACM SIGGRAPH 2007 courses. San Diego, California; ACM. 2007.
- [15] 孙即祥. 现代模式识别(第2版) [M]. 北京: 高等教育出版社, 2008.  
SUN Jixiang. Modern pattern recognition [M]. Beijing: Higher Education Press, 2008. (in Chinese)
- [16] Paulson B. Rethinking pen input interaction: Enabling freehand sketching through improved primitive recognition [D]. College Station; Texas A&M University, 2010.
- [17] Blagojevic R, Plimmer B, Grundy J, et al. Using data mining for digital ink recognition: Dividing text and shapes in sketched diagrams [J]. Computers & Graphics, 2011, 35 (5): 976 - 991.
- [18] Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Additive logistic regression: A statistics view of boosting [J]. Annals of Statistical, 2000, 28(2): 337 - 407.
- [19] Hall M, Frank E, Holmes G, et al. The weka data mining software: An update [J]. SIGKDD Explorations, 2009, 11 (1): 10 - 18.