

基于语法描述语言的在线手绘流程图识别

陈 泉 施大鹏 冯桂焕 赵小燕 骆 斌

(南京大学软件学院 南京 210093) (计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

摘 要 提出了一种基于语法描述语言来对草图的结构和组成符号进行识别的方法。该方法将整个识别过程分为 3 步:首先,使用具有空间和时序约束的动态规划对笔画序列进行自由组合;然后通过神经网络分类器对笔画组合进行识别,生成候选符号集;最后,基于流程图构成的语法规则,对候选符号进行筛选,最终通过语法解析获得识别结果。在 FCinkML 数据上对该方法进行验证,结果表明了该方法的有效性。

关键词 草图理解,手绘流程图,语法描述语言,神经网络

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

On-line Handwritten Flowchart Recognition Based on Grammar Description Language

CHEN Quan SHI Da-peng FENG Gui-huan ZHAO Xiao-yan LUO Bin

(Institute of Software, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

(State key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing 210093, China)

Abstract This paper proposed a sketch recognition approach based on a grammar description language. The whole recognition process is divided into three steps. Firstly, dynamic programming is used to group strokes into stroke combinations under some spatial and temporal constraints. Secondly, a neural network is employed to classify the candidate symbols. Lastly, the candidate symbols are filtered with the constituent grammar rules, and a grammar parser is utilized to achieve the recognition results. This method has been applied to a freely available database FCinkML. The results demonstrate the effectiveness and efficiency of our approach.

Keywords Sketch understanding, Handwritten flowchart, Grammar description language, Neural network

1 引言

随着越来越多诸如智能手机、手写板、平板电脑等智能设备的出现,笔式交互已经成为了主流的交互方式之一,也是最符合人类习惯和思维的交互方式之一。随之而来的是越来越多的笔式应用的增加以及大量的手写文档如手绘流程图、手绘符号、手绘公式、手绘 UML 图、手绘表格等二维手绘草图(Sketch)的出现,那么如何将这些手绘草图转变成领域相关的标准文档,并且可编辑和修改,这就迫切需要草图识别系统对草图符号进行识别,并对草图结构进行解析。

目前手绘草图识别的两大难点即笔画分组和符号识别。笔画分组即将所有笔画组合成具有一定意义的符号;符号识别即对笔画组合赋予一定意义的领域符号。当然对于更复杂的草图,即包含了多个符号的草图,还需要对草图进行结构和语法分析。已有工作证明将笔画组合成一个具有意义的符号是一件非常不容易的事情^[1,2]。目前已有将笔画组合成假设的工作,如 Rubin^[3]设计了一种基于手势的草图绘制方式来帮助笔画分组,但是要求每一个符号必须使用一笔绘制完成,这种方式限制了绘制者的自由绘制;QuickSet^[4]突破单笔画

的限制,通过笔画间的停顿和多通道信息进行分组;Wil-Cox^[5]利用时间阈值来对笔画进行分组,将一定时间阈值内的笔画归为一组,这种方式的阈值难以判断,对用户的限制仍然很大;Viola^[6]利用空间关系来进行分组,这种方式不需要对用户做任何的限制,也不需要笔画或者符号绘制有要求;王淑侠等^[7]利用笔划的时空关系对多笔画折线曲线进行识别,该方法常用在笔划组合的预处理中。这些方法要么限制了用户的绘制习惯,要么对阈值有一定的要求。

在符号识别阶段,一般利用草图符号的内部结构和几何特征来进行识别,在该阶段笔画组合被标记成领域符号。现有工作采用几何特征直接提取符号并对符号进行标识识别^[8-10];张小亮等^[11]采用基于图元几何特征的方式进行识别;谢强等^[12]运用贝叶斯对符号进行识别,采用六维特征向量表示符号;李建新^[13]采用支持向量机分类器对符号进行识别;Ulgen^[14]采用符号内角特征,运用神经网络对符号进行识别。这些方法在标识符号上有一定的优势,但是对草图的结构信息利用不足,即大部分的方法不能很好地适用于自由连贯的草图绘制。

对于复杂草图理解,通常利用手绘草图的结构特征、上下

本文受国家自然科学基金(61100109)资助。

陈 泉(1990-),男,硕士生,主要研究方向为人机交互、草图识别,E-mail:MG1332001@software.nju.edu.cn;施大鹏(1991-),男,硕士生,主要研究方向为人机交互、草图识别;冯桂焕(1980-),女,博士,讲师,主要研究方向为自然人机交互、笔交互、眼动交互;赵小燕(1992-),女,硕士生,主要研究方向为人机交互、草图识别;骆 斌(1967-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数据库、操作系统、人工智能。

文关系和语法知识进行决策,来达到识别效果。靳简明等^[15]运用数学公式的语法知识进行结构描述;袁浩等^[16]采用笔触语义来对草图的类型进行识别;Hammond^[17]定义了基于语法的多领域的草图结构来描述语言,该语法被可识别手绘UML图;Couasnon^[18]定义了用于描述离线文档结构的语法描述语言,可描述手绘乐谱。

本文工作旨在对在线手绘流程图进行识别,现已有一些自由手绘流程图识别方面的研究工作,如 Ahmad-Montaser Awal^[19]提出了一个自由手绘流程图样本数据库,并且对流程图进行了一些简单识别实验,但是他们的实验主要集中在单个符号的识别上,并且当时提出的数据库容量较小,代表性不强;Lemaitre^[20]提出了一种基于语法的流程图识别方法,这种方法充分利用了流程图的空间结构信息,采用一种迭代几何符号提取的方法来提取草图符号。Carton^[25]融合结构信息和统计学信息来提取草图符号,采用结构化的描述语言获得了当前最好的识别效果,但是没有考虑到流程图的结构约束。在 Bresler^[21]的方法中,他们提出了一个 Max-Sum 模型,充分利用流程图符号间的局部关系,该方法效率高,速度快,但是在最后的生成结果中可能漏掉了部分笔画。

本文定义了一种语法描述语言以描述在线手绘流程图,其优点在于可以充分利用流程图的结构和上下文信息。本文的工作主要集中在3个方面:第一,采用基于笔画空间和时序关系的动态规划笔画分组,用户可以连贯地输入笔画,无须任何的中断;第二,采用基于神经网络的分类器将笔画组合标识为多类别的领域符号,其能够有效地对组合过程中生成的各类符号进行分类;第三,定义了流程图的结构语法,用于描述符号内部结构和符号与符号之间的空间关系,同时使用语法分析器来寻找一条覆盖所有笔画且在结构上满足流程图结构约束的最优解决方案。由于我们的工作重点主要放在流程图的图形识别上面,旨在定义结构语法来描述手绘流程图,因此在整个识别过程中不考虑文本笔画。

2 方法概述

手绘流程图与手绘UML及数学公式一样具有明显的领域知识,它们都由结构上比较固定的数学图形构成。手绘流程图包含了6大类型的符号,分别是 terminator(起止框)、arrow(箭头)、process(执行框)、data(输入/输出框)、decision(判断框)、connection(连接框)。每一种组成元素对应一种特定的规则形状。图1示出了流程图的6类符号。

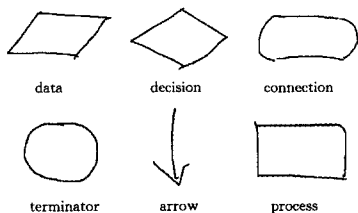


图1 手绘流程图基础符号

我们设计了如图2所示的基于语法的在线手绘流程图的识别流程。本文方法的输入为手绘流程图的基于时序信息的笔画序列,如 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$,下标为时序信息;接着使用动态规划对笔画进行组合;然后笔画基于神经网络的分类器来对组合通过进行识别;识别的符号称为候选集,候选符号集按照定义好的语法规则进行描述,最后通过语法解析器进行解析,

得到的最终识别结果为 $\{\{S_1\}, \{S_2, S_3\}, \dots, \{S_n\}\}$ 。

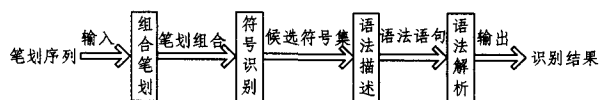


图2 手绘流程图的识别流程

3 符号提取

本文中符号提取通过动态规划方法,基于笔画间的空间和时序关系进行组合,得到笔画组合(或者假设);笔画组合通过基于神经网络的分类器进行分类得到候选符号集。这一过程称为符号提取过程。下面对这一过程进行详细介绍。

3.1 基于空间和时序关系的笔画组合

首先,可以定义流程图, $FC = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_n\}$, 这里 FC 表示流程图, $S_1, S_2, S_3, \dots, S_n$ 表示流程图的笔画,下标为流程图在绘制过程中的时序关系。笔画组合表示需要把笔画 $S_1, S_2, S_3, \dots, S_n$ 组合成如 $\{S_1\}\{S_2\}\{S_1, S_2\}\{S_1, S_2, S_3\}$ 等这样的笔画组合。同时这些笔画组合表示可能构成领域符号的笔画序列,把构成的笔画组合称为假设。在笔画的自由组合过程中由于 n 大小会达到几十甚至上百,若任意地组合,笔画组合数目非常庞大,因此需要设置约束条件,对笔画组合进行过滤,选取其中合理的笔画组合作为假设。设置了如下3个条件:

1) 每个笔画组合的笔画数最多为6

对实验用到的数据库 FC-Database^[17]中的训练数据进行统计,得到只有不到10%的基础符号的笔画超过6,如图3所示,所以本文在自由组合笔画时,要求每个组合的笔画数在6以内。

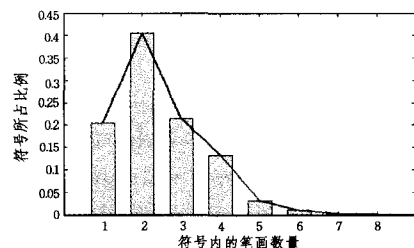


图3 基础符号的笔画统计

2) 笔画组合内时序邻近的两个笔画间的空间距离小于阈值 TD

在笔画组合过程中,如果两个笔画在空间上的距离相差比较远,那么可以判定他们不可能属于同一个符号,那么在组合的过程中需要过滤这一条件。式(1)表示了这一距离的计算公式。

$$TD = \alpha * Media_length \quad (1)$$

α 表示影响因子, $Media_length$ 表示流程图所有笔画长度的中位数。本实验中 α 设为 0.5。

3) 笔画组合间的时序跳跃次数最多为1

在符号的绘制过程中,一般而言,绘制者会先绘制完一个符号后才进行下一个符号的绘制,但是在自由手绘过程中,也可能存在绘制完后补充笔画,所以存在部分笔画在时序上不是连续的。如图4所示,图4(a)中的箭头由笔画 $\{S_1, S_2\}$ 构成,通过正常绘制过程得到,但是在图4(b)中的箭头由笔画 $\{S_1, S_5\}$ 组成, S_5 笔画属于跳跃笔画。

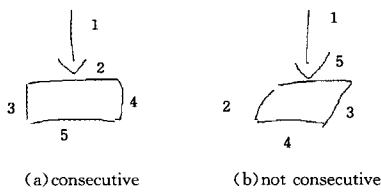


图4 笔画跳跃示例

而在对数据库的统计时发现这一跳跃也是有限的,通常符号中笔画跳跃的数量最大为1。所以在这里将1设置为一个假设中所允许的最大笔画跳跃数量。

在生成笔画组合的具体实现上,可以将它视作一个求子集合的问题。这个子集合有元素数量和“跳跃”数量两个维度。本文采用二维动态规划方法,可以高效获得所有满足3个约束的假设。图5示出了当笔画下标为1时组合得到的笔画组合示意图,图中所有的子路径均为通过动态规划所获得的笔画组合,如 $\{S_1\}$ 、 $\{S_1, S_2\}$ 、 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5\}$ 。

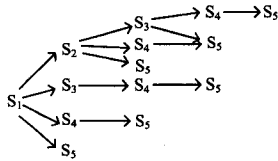


图5 使用动态规划的笔画组合

3.2 基于神经网络的符号识别

符号识别阶段采用了基于神经网络模型的符号识别分类器。神经网络分类的类别总共为7类,分别是 terminator、arrow、process、data、decision、connection 和 junk。前6类为流程图的构成类,同时由于假设生成过程中缺少足够的指导依据,不可避免会将不属于同一个元素的笔画组合在一起,从而生成非真实符号的假设,本文使用 junk 对这类错误聚合的假设进行标注。如果真实符号由笔画 $\{S_1, S_2, S_3\}$ 组成,那么笔画组合 $\{S_1, S_2\}$ 或者 $\{S_1, S_3\}$ 即为 junk 类。图6示出了3种常见的 junk 的样例: type1 为 process 缺失一笔, type2 为 decision 多一笔, type3 为两个 arrow 的笔画和 process 的笔画被组合成一个笔画组合。

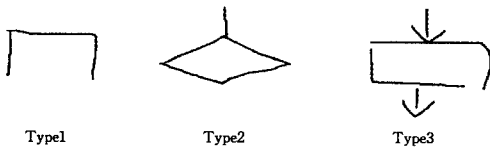


图6 junk 类举例

3.2.1 符号的特征提取

特征的提取对于模式识别来说尤为重要,本文基于 Blagojevic^[22]提出的特征集合,将特征总共分为4大类,分别为:曲率、密度、方向、交点,每个大类中包括数个具体小类,最后总计使用了23个特征。具体的特征值参考文献[23]中的表1。

3.2.2 基于神经网络的符号分类器

神经网络已经被广泛用于分类和预测,本文分类器使用的是 Weka^[24]工具内的 BP 神经网络算法。WEKA 最早由新西兰 Waikato 大学的计算机系提供,现在它已经成为世界上最大的开源的机器学习平台。WEKA 有着良好的易用性,它不需要研究人员掌握过多的机器学习知识就可以进行的实验。BP 神经网络于1986年由 Rumelhart 和 McClelland 为首

的科学家小组提出,是一种由按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。神经网络的结构示意图如图7所示。

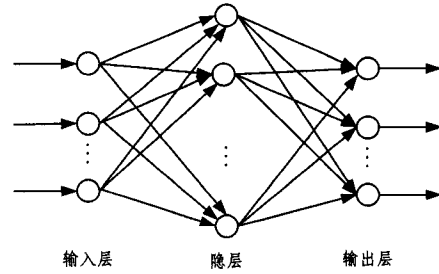


图7 神经网络示意图

本文训练神经网络采用 FCinkML^[21]数据库中的训练数据集,共248幅手绘流程图,基于 junk 类采用随机组合的方式对这248幅手绘流程图笔划进行随机组合,共得到1500个 junk 训练符号集合。训练采用10-交叉验证方式,交叉验证得到的训练效果如表1所列,TP(True Positive)表示正样本被识别为正样本的比例,FP(False Positive)表示负样本被识别为正样本的比例,精确率表示符号分类器的分类精度。从表1中可以得出交叉验证的准确率为80%,其中 arrow 的准确率达到86.6%;在误识率上,arrow 和 junk 的误识率明显高于其他几类,达到了7%以上,这表明该两类与其他4类在识别上存在混淆;在精度上,data 和 decision 的识别精度明显小于其他几类,这是由于二者的构成十分近似,给分类带来了困难。

表1 神经网络10-交叉验证准确率统计

类别	TP	FP	精确率
arrow	0.868	0.074	0.866
connection	0.742	0.008	0.799
data	0.773	0.033	0.674
decision	0.723	0.023	0.658
process	0.773	0.025	0.802
terminator	0.741	0.011	0.8
junk	0.761	0.088	0.782
平均值	0.798	0.06	0.8

通过神经网络分类器,可以得到所有的笔画组合归属于某一个类以及归属于该类的置信度。置信度表征了归属于该类的概率值。接着为了使程序运行效率更高,还需要过滤其他6个种类中置信度过低的假设。由于置信度越低,这个假设被分类正确的可能性也就越低。在测试时设置了一个置信度需要满足的最小阈值,取值为0.5。综上,在经过分类过程后,得到的是置信度大于或等于0.5的非 junk 类型的候选符号集。

4 流程图语法实现

通过上文的符号提取过程,可以得到所有的符号候选集。在对测试样本统计的过程中,可以得知候选符号平均为300个左右,比真实符号多了几十倍。因此,需要通过运用流程图的结构和符号之间的空间关系来做出决策。流程图的语法规则递归地描述了流程图的结构特征,通过语法描述语言实现流程图的语法规则,语法解析从候选符号中选出覆盖所有笔画的在结构上符合流程图约束的符号。

4.1 流程图结构规则

在定义流程图语法规则之前,有必要探讨流程图的结构约束条件。通过观察数据库样本,提出了5条流程图构成的结构约束条件:

- 1)必须以 terminator 或者 connection 开头;
- 2)非箭头的符号之间需要箭头连接;
- 3)一个箭头两端必须连接两个非箭头符号;
- 4)decision 必须有不少于两个的指出箭头;
- 5)必须以 terminator 或者 connection 结束,并且此时无指出箭头。

根据以上5条结构约束,可以定义如下的语法规则。首先流程图必须以 terminator 或者 connection 开头,可以定义 Start 为流程图的开端:

$Start ::= terminator, arrow, Rest$ (规则 1)

$Start ::= connection, arrow, Rest$ (规则 2)

Rest 表示流程图的剩余部分,可递归表示如下:

$Rest ::= process, arrow, Rest$ (规则 3)

$Rest ::= data, arrow, Rest$ (规则 4)

$Rest ::= decision, arrow_1, Rest$
 $arrow_2, Rest$ (规则 5)

当 Rest 表征流程图中的符号 decision(判断框)的时候,它至少需要两个指出箭头的特征。同时 Rest 也可以表征流程图的结束。流程图的结束有3种情况,即以 terminator 结束,以 connection 结束,或者重新回到已经出现过的符号 haveesensymbol。

$Rest ::= terminator$ (规则 6)

$Rest ::= connection$ (规则 7)

$Rest ::= haveesensymbol$ (规则 8)

4.2 结构规则的语法实现

本文基于 Couasnon 等定义的结构语法描述语言 DMOS^[18]对流程图的语法进行描述,进而描述离线的图表的符号之间的结构和空间关系。Lemaitre^[20]和 Cart^[25]将这一结构语法描述语言用于描述在线手绘流程图图形。DMOS 描述语言共定义了5种操作,为了适应本文工作,本文拓展了 DMOS 描述语言,新增了两个操作 ^ (置信度)和 <= (构成笔画)。置信度即分类器获得的笔画组合属于某一类的概率值,构成笔画即笔画组合包含的所有笔画序列。以规则3为例,其语法描述如下:

$Rest ::= process p <= Stroke List \{ S_1, S_2, \dots, S_k \} ^ \wedge confidence$
&& AT(Next p)
&& Arrow a
&& AT(Next a)
&& Rest

&& 表示连接,AT 表示在某个符号之后。其他规则描述与之类似。同时也可以基于语法对符号结构进行描述。如:

$process ::= p <= Stroke List \{ S_1, S_2, \dots, S_i \} ^ \wedge confidence$
&& At(next p)
&& Next_Symbol

$decision ::= de <= StrokeList \{ S_1, S_2, \dots, S_j \} ^ \wedge confidence$
&& At(next de)
&& Next_Symbol_1
&& At(Next de)
&& Next_Symbol_2

在对所有候选符号的空间和结构关系进行语法定义之后,可以运用语法解析器获取最终的识别结果,下面对本文的语法解析器算法的执行过程进行详细描述。

4.3 语法解析

语法解析建立在符号的基础之上,依赖符号之间的空间和结构关系,解析遵守流程图的结构约束。解析器的输入为所有的符号以及符号与符号之间的空间关系。本文中解析器采用栈结构实现,栈 Stack₁ 为候选符号集,栈 Stack₂ 为当前已经解析过的符号集,链表 L 表示当前 Stack₂ 当中所有符号集的笔画。下面为语法解析算法的执行过程:

- 1)初始化栈 Stack₁、栈 Stack₂、链表 L;
- 2)寻找开始节点 terminator 或者 connection,入栈 Stack₁;
- 3)取出 Stack₁ 栈顶元素,判断是否符合结构规则和笔画是否重复,若符合条件,则执行步骤4);否则执行步骤5);
- 4)Stack₁ 栈顶元素入栈 Stack₂,笔画加入链表 L;
- 5)Stack₁ 栈顶元素出栈,同时判定栈顶元素是否已存在 Stack₂,若存在,则 Stack₂ 退回到栈顶元素并再出栈,L 链表删除包括栈顶元素之后的所有笔画;
- 6)判断 L 的长度是否等于输入笔画序列数目,如果等于则执行步骤7),否则继续执行步骤3);
- 7)输出 Stack₂,即所得到的符合结构约束的解。

在执行语法解析的过程中,需要特别注意的环节就是对 decision 的处理,由于 decision 存在至少两个指出箭头且可能返回到已经解析过的节点,因此在处理 decision 时,加入了另一个栈来保存 decision 之后解析过的符号集,最后与 Stack₂ 进行合并即是本文所得到的识别结果,此结果也表征了当前被解析流程图的结构。同时语法解析器可以扩展到可以使用本文语法描述语言描述的其他可结构化的手绘草图的识别。

5 实验和分析

在实验中,使用 FCinkML^[19]数据库作为本文的训练和测试数据库。该数据库由25个测试者绘制,包含了248幅训练流程图和171幅测试流程图。测试集合中去除文本笔画后平均每幅流程图包含了14.7个符号和37.2条笔画。表2列出了数据库的真实符号和笔画统计信息,其中训练使用的非junk的测试集合包含了5541个基础符号。

表2 FC数据库符号和笔画统计信息

	流程图数	符号数	笔画数
训练样本集	248	5541	23359
测试样本集	171	3792	15696

本文在测试样本集上做了实验,以下首先展示的是通过神经网络分类器获得的符号分类结果统计,本阶段的结果对语法分析会产生很大的影响,统计候选集中的符号对测试样本真实符号的覆盖率越大,语法阶段越能够获得更好的结果。覆盖率即流程图的所有真实符号存在于候选集中的比例。分类结果如图8所示,x轴表示未被覆盖的符号数目,y轴表示未被覆盖的符号数目占所有流程图的比例。

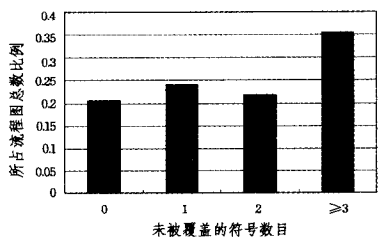


图8 神经网络分类器结果对标记符号的覆盖统计

从图8可以看到,有60%以上的流程图的未被覆盖的真实符号数量在3个以下,其中20%的流程图的真实符号全部被分类器结果所覆盖。神经网络在整个测试样本集上的真实符号覆盖率为82.7%,即测试样本中82.7%的符号被包含在候选符号集当中。表3统计了本实验的结果,实验采用符号完全匹配的方式来统计,只有笔画和符号类别完全正确,符号才算识别正确。

表3 实验结果

未被覆盖真实符号数目	组合和识别正确
0	93.4%
1	72.1%
2	70.8%
≥3	61.7%
总体准确率	74.5%

可以看到,实验结果随着未被覆盖符号数目的增加而逐渐降低,说明符号识别阶段的分类结果对实验结果有相当大的影响。表4对比了本文的工作与其他在线手绘流程图识别方法在FCInkML上的结果,本文方法在所有样本的总体准确率与Carton^[25]相比虽然低了0.5个百分点,但是Carton对符号的识别主要基于统计信息,定义的addScore(符号得分)对于绘制者的绘制习惯有很大的依赖性。为了避免对用户习惯的依赖,本文在提取符号的过程中并未加入统计的信息,通过空间和时序信息组合笔画来避免这种对用户的依赖。

表4 与其他手绘流程图识别方法在FCInkML上的结果比较

方法	正确组合和识别
Lemaitre等基于结构描述语言 ^[20]	72.4%
Bresle等基于Max-Sum模型 ^[21]	74.3%
Carton等联合统计信息的方法 ^[25]	75%
Awal等单个符号的识别方法 ^[19]	29.6%
本文的方法	74.5%

同时,本文方法的正确率较Lemaitre^[20]的基于几何特征方法提取流程图符号的方法高出2.1个百分点,相比Bresle^[21]的基于Max-Sum模型的方法在准确率上也有相应的提高,这是因为本文在进行语法解析的过程中加入了结构约束。同时从表3中可以看到,当分类结果覆盖所有的真实符号时,识别准确率达到93.4%,其中有57.2%的流程图完全识别正确,由此说明了本方法的有效性。

结束语 本文提出了一种基于语法描述语言的在线手绘流程图识别方法。首先,通过动态规划对笔画进行组合,笔画组合依赖于笔画的时序和空间关系,笔画组合过程不对用户作任何限制。其次,基于神经网络算法的分类器被用来对笔画组合进行识别,获得潜在的构成符号,即候选符号集。最后,对候选符号集进行语法描述,通过语法解析器获得覆盖所有笔画且符合流程图结果规则的识别方案。实验结果表明,本文的方法获得了较好的实验效果,可以用于类似流程图这类结构化的手绘草图。但是,本方法还存在不足,即由于在训

练阶段样本数据中的流程图各类别的符号的数量存在较大的差异,可能出现过拟合的情况。后期工作可以通过增量训练的分类器来解决此类问题;同时,本文流程图结构规则的定义过于严格,仍需要去探索更为恰当的结构规则描述。

参考文献

- [1] Fish J, Scrivener S. Amplifying the mind's eye: Sketching and visual cognition [J]. Leonardo, 1990, 23(1): 117-126
- [2] Yeager L S, Webb B J, Lyon R F. Combining neural networks and context-driven search for online, printed handwriting recognition in the Newton [J]. AI Magazine, 1996, 19(1): 73-89
- [3] Rubine D. Specifying gestures by example [J]. SIGGRAPH' 91, 1991, 25(4): 329-337
- [4] Cohen P, Johnston M, McGee D, et al. Quickset: Multimodal interaction for distributed applications [C] // Proceedings of the Fifth ACM International Multimedia Conference. NY: ACM Press, 1997: 31-40
- [5] Wilcox L D, Bill N S, Nitin S. Dynamite: A Dynamically Organized Ink and Audio Notebook [C] // Proceedings of CHI '97, 1997: 186-193
- [6] Shilman M, Viola P. Spatial Recognition and Grouping Text and Graphics [C] // EUROGRAPHICS Workshop on Sketch-based Interface and modeling, 2004
- [7] 王淑侠, 王关峰, 高满屯, 等. 基于时空关系的在线多笔画手绘折线曲线识别 [J]. 计算机科学, 2012, 39(9): 269-274
- [8] 蒋维, 张斌, 孙正兴. 基于自适应 HMM 的在线草图识别方法 [J]. 计算机科学, 2005, 32(5): 185-189
- [9] 张莉莎, 孙正兴, 周若鸿, 等. 一种基于图匹配的复杂草图识别方法 [J]. 计算机科学, 2004, 31(4): 147-150
- [10] 诸彬, 何骅, 徐从富. 基于草图的程序流程图自动识别翻译系统 [J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(5): 55-56
- [11] 张小亮, 孙根正, 廖达雄, 等. 基于几何特征的在线手绘流程图识别 [J]. 计算机辅助工程, 2007, 16(1): 29-33
- [12] 谢强, 冯桂焕, 孙正兴. 基于上下文的在线草图识别方法 [J]. 计算机科学, 2007, 34(3): 216-219
- [13] 李建新. 一个基于支持向量机的草图识别系统 [D]. 天津大学, 2006
- [14] Ulgen F, Flavell A, Akamatsu N. On-Line Shape recognition with incremental training using binary synaptic weights algorithm [J]. Applied Intelligence, 1996, 6(3): 225-240
- [15] 靳简明, 江红英, 王庆人. 数学公式识别系统: MatheReader [J]. 计算机学报, 2006, 29(11): 2018-2026
- [16] 袁浩, 王军伟, 卢章平, 等. 概念设计中草图类型笔触的语义理解研究 [J]. 计算机应用研究, 2013(9): 2875-2877
- [17] Hammond T. A domain description language for sketch recognition [R]. MIT Artificial Intelligence Laboratory, September 2002
- [18] Couasnon B. DMOS, a generic document recognition method: Application to table structure analysis in a general and in a specific way [J]. International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR), 2006, 8(2): 111-122
- [19] Awal A M, Feng G, Mouchere H, et al. First experiments on a new online handwritten flowchart database [C] // IS&T/SPIE Electronic Imaging. International Society for Optics and Photonics, 2011
- [20] Lemaitre A, Mouchere H, Camillerapp J, et al. Interest of syntactic knowledge for on-line flowchart recognition [M] //

- [21] Bresler M, Prua D, Hlavác V. Modeling flowchart structure recognition as a max-sum problem [C] // 2013 12th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2013; 1215-1219
- [22] Blagojevic R V. Using data mining for digital ink recognition [D]. ResearchSpace@ Auckland, 2011
- [23] 胡兴鸿, 施大鹏, 冯桂焕. 一种手写图文分离方法 [J]. 计算机与现代化, 2013(12); 145-148
- [24] Holmes G, Donkin A, Witten I H. Weka: A machine learning workbench [C] // Proceedings of the 1994 Second Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems, 1994. IEEE, 1994; 357-361
- [25] Carton C, Lemaitre A, Couasnon B. Fusion of statistical and structural information for flowchart recognition [C] // 2013 12th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2013
-
- (上接第 108 页)
- [28] Zhou S, Fu H, Liu L, et al. Parametric reshaping of human bodies in images [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2010, 29(4): 126
- [29] Hasler N, Ackermann H, Rosenhahn B, et al. Multilinear pose and body shape estimation of dressed subjects from image sets [C] // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2010; 1823-1830
- [30] Straka M, Hauswiesner S, Rütther M, et al. Rapid skin: Estimating the 3d human pose and shape in real-time [C] // 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission (3DIMPVT). 2012; 41-48
- [31] Jang I Y, Cho J-H, Lee K H. 3D human modeling from a single depth image dealing with self-occlusion [J]. Multimedia Tools and Applications, 2011, 58(1): 267-288
- [32] Guan P, Weiss A, Balan A O, et al. Estimating human shape and pose from a single image [C] // Computer Vision. 2009; 1381-1388
- [33] Jain A, Thormählen T, Seidel H P, et al. Moviereshape: Tracking and reshaping of humans in videos [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2010, 29(6): 148
- [34] Anguelov D, Srinivasan P, Koller D, et al. SCAPE: shape completion and animation of people [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2005, 24(3): 408-416
- [35] Balan A O, Sigal L, Black M J, et al. Detailed human shape and pose from images [C] // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2007; 1-8
- [36] Zuffi S, Freifeld O, Black M J. From pictorial structures to deformable structures [C] // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2012; 3546-3553
- [37] Wang C C, Chang T K, Yuen M M. From laser-scanned data to feature human model: a system based on fuzzy logic concept [J]. Computer-Aided Design, 2003, 5(3): 241-253
- [38] Chu C H, Tsai Y T, Wang C C L, et al. Exemplar-based statistical model for semantic parametric design of human body [J]. Computers in Industry, 2010, 61(6): 541-549
- [39] Baek S Y, Lee K. Parametric human body modelling system for virtual garment fitting [J]. International Journal of Computer Aided Engineering and Technology, 2013, 5(2/3): 242-261
- [40] Baek S Y, Lee K. Parametric human body shape modeling framework for human-centered product design [J]. Computer-Aided Design, 2012, 44(1): 56-67
- [41] Freifeld O, Weiss A, Zuffi S, et al. Contour people: A parameterized model of 2D articulated human shape [C] // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2010; 639-646
- [42] Mao C, Qin S F, Wright D. A sketch-based approach to human body modelling [J]. Computers & Graphics, 2009, 33(4): 521-541
- [43] Liao M, Zhang Q, Wang H, et al. Modeling deformable objects from a single depth camera [C] // Computer Vision. 2009; 167-174
- [44] Jun L, Ming-min Z, Zhi-geng P, et al. Creating real body model of dressed human based on fat extent of body [C] // Multimedia Tools and Applications. 2014; 1-16
- [45] Zollhöfer M, Nießner M, Izadi S, et al. Real-time Non-rigid Reconstruction using an RGB-D Camera [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2014, 33(4): 156
- [46] Allen B, Curless B, Popović Z. The space of human body shapes: reconstruction and parameterization from range scans [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2003, 22(3): 587-594
- [47] Balan A O, Black M J. The naked truth: Estimating body shape under clothing [M] // Computer Vision-ECCV 2008. Springer Berlin Heidelberg, 2008; 15-29
- [48] Hasler N, Stoll C, Sunkel M, et al. A statistical model of human pose and body shape [J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(2): 337-346
- [49] Hasler N, Stoll C, Rosenhahn B, et al. Estimating body shape of dressed humans [J]. Computers & Graphics, 2009, 33(3): 211-216
- [50] Richter M, Varanasi K, Hasler N, et al. Real-time reshaping of humans [C] // 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission (3DIMPVT). 2012; 340-347
- [51] Neophytou A, Hilton A. Shape and pose space deformation for subject specific animation [C] // 3D Vision-3DV 2013. 2013; 334-341
- [52] Wuhler S, Shu C. Estimating 3D human shapes from measurements [J]. Machine vision and applications, 2013, 24(6): 1133-1147
- [53] Chen Y, Cheng Z Q, Xu K, et al. Full-body geometry and motion capture from a single depth camera [C] // SIGGRAPH Asia 2013 Posters. 2013; 10
- [54] Tong J, Zhou J, Liu L, et al. Scanning 3d full human bodies using kinects [J]. Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(4): 643-650
- [55] Weiss A, Hirshberg D, Black M J. Home 3D body scans from noisy image and range data [C] // Computer Vision (ICCV). 2011; 1951-1958
- [56] Zheng J, Zeng M, Cheng X, et al. SCAPE-based human performance reconstruction [J]. Computers & Graphics, 2014, 38: 191-198
- [57] Kwok T-H, Yeung K-Y, Wang C C. Volumetric template fitting for human body reconstruction from incomplete data [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2014, 33(4): 678-689
- [58] Chen Y, Liu Z, Zhang Z. Tensor-Based Human Body Modeling [C] // IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2013; 105-112
- [59] Loper M, Mahmood N, Black M J. MoSh: motion and shape capture from sparse markers [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2014, 33(6): 220