

采用遗传算法的手绘草图关系模板生成方法^{*}

张莉莎 孙正兴

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 计算机科学与技术系 南京210093)

摘要 草图理解包含两个方面:草图图形识别和草图布局分析,但目前的研究大部分集中于一些特殊图形的草图识别上。实际上,草图布局分析对草图信息内容的发现,尤其是在获取其构思方面更为重要。本文为事实草图图形的布局分析提出了一种基于遗传算法的模板生成方法,在定义和描绘了布局模式的基础上,本方法能找出有潜在语义的图形对象间的模式。实验表明:遗传算法能够有效找出明显或是潜在的模式,并能很减轻手工标注模式的负担。

关键词 基于草图的图形输入,遗传算法,布局模式模板,对象关系图

Template Generation of Sketchy Graphic Arrangement Based on Genetic Algorithms

ZHANG Li-Sha SUN Zheng-Xing

(State Key Lab for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract Sketch understanding involves two activities: sketchy graphic recognition and sketchy graphic arrangement analysis. However, most of the current researches focus on the sketchy graphic recognition of some particular type of graphics. In fact, sketchy graphic arrangement analysis is more important to recover the information content of a sketch, especially for capturing brainstorm ideas. This paper presents a method of template generation based on genetic algorithm for case-based sketchy graphic arrangement analysis. Based on the definition and representation of arrangement pattern, it can discover the patterns between graphic objects that are semantic. Experiments show that genetic algorithm can effectively find out the patterns that are conscious or latent, and easy the burden of labeling patterns manually.

Keywords Sketch-based graphics input, Genetic algorithm, Arrangement pattern template, Object relation graph

1 引言

草图输入以其形象、直观等特点使得草图理解成为诸如人机接口和方案设计等构思和交流领域研究关注的焦点^[1,2]。然而,国内外已有研究成果大多侧重于推测和判断草图对象几何构成的草图识别^[3,4],却忽视了对草图对象间的布局或空间位置关系的识别。事实上,在大多数设计应用中,对象关系是抽象化概念信息向形象化图形信息转变,并进而细化对象细节几何构成的基础和关键^[5]。因此,草图输入更多的应用是用户针对特定的问题利用草图对象及其关系来描述构思或方案,换言之,草图理解可能更在于对图形本身及图形间布局或空间位置关系语义的理解而不在于草图形状构成本身,进而完成对草图方案描述内涵的解释。

与草图识别领域相比,相关领域中已经出现利用对象间的关系识别来进行语义推理的研究。如:在文本理解方面,根据文本中邻近词汇间关系的获取来构建词汇合成模式,进而可通过分析这种词汇合成模式推测文本的含义^[6];在图像分析领域,可以通过合适的区域划分将多种背景的图像转化为图像的多区域属性关系图(结构特征),而后,从这些多区域属性关系样本中自动发现其区域空间模式,进而为样本中出现频率较高的结构特征赋予特定含义^[7,8];而在地理信息系统(GIS)^[9]中对空间关系的应用更加普遍,借助于地理空间中地理逻辑实体之间由拓扑、尺寸和方向等属性描述的布局关系,可以清晰地定义地理逻辑实体间的关系模式,并进而支持各

种应用。但上述这些研究中对关系模式的自动检测大多只能处理二元关系模式,无法将更为复杂并具语义的关系模式独立看待。

为此,本文在我们前期针对 UML 设计的草图图形识别研究和开发的基础上^[3,4],针对 UML 草图对象关系模板生成的问题,将草图中某些图形及图形之间布局关系看成是代表特定领域含义的关系模式,并采用基于遗传算法的模式学习方式自动发现草图中任意规模的关系模式,初步推测和描述用户的设计用意,可以有效地减轻用户手工标注关系模式的负担,并能发现用户绘图时多次使用的潜在关系模式,以供用户设计时进一步推理。

2 手绘草图关系模式识别的总体思想

草图对象关系识别可以看成是特定应用背景下的模式识别问题,即:在训练阶段识别草图样本中的所有对象关系模式,而在使用阶段推理得到一定程度上反映设计内涵的关系模式及语义描述。

图对象关系识别总体框架如图1所示,主要由三个部分组成:图形对象关系预处理、图形对象关系模式识别和图形对象关系解释。图形对象关系预处理主要是以草图对象识别^[10]为基础,对草图中的对象进行合理的“分割”,并通过空间关系分析将草图转换成对象关系图。对象关系模式识别则是根据特定应用的对象关系模式定义,从对象关系图中“发现”富含语义的对象关系模式,组织关系模板库。图形对象关系解释则是

^{*} 本文得到国家自然科学基金项目(编号:69903006,60373065)资助。张莉莎 硕士生,研究方向为智能用户接口;孙正兴 博士,副教授,研究方向为:智能用户接口、多媒体挖掘。

将所“发现”的关系模式映射到“语义空间”中,生成符合设计内容的关系模式语义描述。

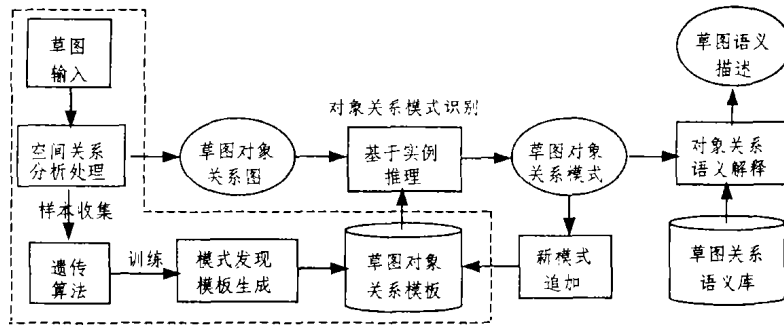


图1 草图对象关系识别总体框架图

对象关系识别是上述总体框架的核心,为确保领域相关性,进行对象关系识别最常用的方法是基于实例的推理(CBR)^[11-12]。从 CBR 的原理和应用特点来看,它适合从大量已有实例中搜索与当前设计相似的实例,但在 UML 草图设计中,用户标注实例的工作十分繁琐,而草图样本规模较大、语义零散,若直接作为实例进行组合拼接,结果也很难满足设计者的要求。因此需要一种自动识别草图关系模式的学习机制,从草图样本中发现有代表性的关系模式,再在这些模式的基础上采用组合拼接效果会较理想。基于 GA 的模式学习方法具有自主更新和创造的能力,适合小样本问题的学习,且 GA 的树状基因结构与我们定义的 UML 关系模式十分相似,可以直接进化得到理想的模式结构。在训练阶段,系统收集用户以往绘制的 UML 草图设计,利用 GA 的自我更新特性生成关系结构,逐步进化产生与草图样本相匹配的关系模式,生成草图对象关系模板;在使用阶段,系统将用户 UML 草图输入转换成对象关系图并检索模板库,采用 CBR 方法将与之相似的模式进行适当的组合拼接,产生符合草图设计内容的新的关系模式和草图语义描述。

2.1 关系模式的定义

若干 UML 草图中出现概率较大的实体对象及它们之间关系的组合可能是在用户脑海中定型的,表达 UML 领域内特定概念、具有一定含义的组的表示形式,即具有语义的对象关系模式。以下是 UML 关系模式定义的示例。其中,模式类型被定义为若干个形如(对象,关系,对象)结构的集合,我们称这种结构为二元关系 $R(O_1, O_2)$,可见,任何关系模式都能最终分解为一组二元关系。

关系模式 ::= { (模式标识, 模式类型, 模式语义) } { (模式交叉信息) }
 模式类型 ::= { (对象1标识, 对象1类型, 对象间联系, 对象2标识, 对象2类型) }
 模式交叉信息 ::= { (模式标识1, 模式标识2) } { (共享对象标识1, ..., 共享对象标识 m) }
 对象类型 ::= 类 | 对象 | 包 | 执行者 | 用例 | 接口
 对象间联系 ::= 关联 | 继承 | 聚集 | 依赖 | 细化 | 接口 | 包含 | 扩展
 对象标识 ::= 对象在模式中的编号
 模式标识 ::= 模式在模板库中的编号
 模式语义 ::= 模式表达的 UML 领域知识

2.2 关系模式的结构表示

UML 中的对象及对象之间的关系都用图形实体表示,分别称为对象型图形和关系型图形,在关系分析时要确定两个对象型图形之间的关系型图形的类别。

用对象关系图(Object Relation Graph)表示关系模式,如图2。圆形结点表示 UML 中的对象,存有对象编号(从0开始排列)和对象类型,例如3:1表示编号为3的对象,其类型为1。边表示对象之间的关系,边上的数字代表关系的类型。

将关系模式按关系的个数分类,可以分为1-模式,2-模式,3-模式……,例如图2中的模式包含6个关系,称为6-模式。

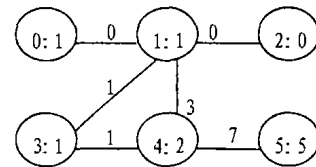


图2 关系模式的概念图表示

3 基于 GA 的关系模式识别

在手绘草图识别获得的图形形状信息、图形属性信息和位置信息的基础上,系统首先要确定草图样本中任意两个图形对象之间存在的二元关系,将其转化成 ORG 结构表示,再由 GA 自适应产生和进化得到与草图样本 ORG 匹配的关系模式 ORG 表示。

3.1 空间关系分析

图形对象之间的关系可分为两类:1)图形和图形之间的相对空间位置关系;2)用特定的图形实体显示地表示图形对象之间的关系,如 UML 方案设计。但不论研究哪一类关系,图形的空间布局都是分析的关键和基础。

空间关系包括拓扑约束,方位约束和旋转约束^[10]。拓扑约束是指图形与图形的相接程度的信息,如:相离、相交、包含等,方位约束是指一个图形相对于另一图形的位置的方向性,如上、下、左、右等;旋转约束是指一个图形相对于另一参考图形的旋转角度。

欲求 UML 方案设计的对象关系除了要计算出空间关系三层约束外,还必须区分出对象型图形和关系型图形,再将图形间的空间关系信息转化成对象型图形之间的连接关系,如图3示例。

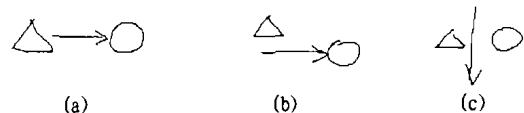


图3 连接关系判断示意图

从形如图3(a)的图形布局可以直观地看出,中间的箭头 R 是连接三角形 O_1 和圆 O_2 的,但计算机需要借助三层约束关系来判断。对于关系型图形(箭头)R,需要以下三步计算来得到与它相关的对象型图形:1)考察拓扑约束。找出其凸包与箭头 R 的凸包相离但距离较近的(小于某一阈值)、相切的、或相交但程度不大的(小于某一阈值)的所有对象型图形;2)考察方位约束。图3(a)、图3(b)、图3(c)都满足条件1)的拓扑约束,但因为对象型图形应该在关系性图形的两侧,从方位

约束来看,图3(b)的三角形在箭头上方(或左上方),圆在箭头右方,不符合要求。3)考察旋转约束。图3(a)和图3(c)都满足条件2)的要求,但因为对象型图形应该分别在关系型图形的首尾两侧,从旋转约束来看,图3(c)的箭头方向朝下,而三角形和圆分居左右两侧就不满足要求。

不论是离线草图样本、对象关系模式或在线草图输入,根据以上判断,都可以确定所有形如图2(a)的二元关系 $R(O_1, O_2)$,以转换成统一的对象关系图结构参与匹配。

3.2 基于GA的对象关系识别

遗传算法作为一种基于自然选择和自然遗传的全局优化算法,多应用于函数优化和结构优化问题。GA 适合解决多模态(multimodality)问题,可以在多个局部最优解中找寻全局最优,适合解决多解的问题;由于GA具有自主更新和创造的能力,更适合小样本及需要不断创新的设计问题。我们将GA的多模态和自主更新的特性应用到UML草图设计中,在分析了图形之间的空间关系并得到草图对象关系图后,利用GA的进化特性识别草图中的对象关系模式。

3.2.1 关系模式的GA计算模型 遗传算法有针对树状基因结构的直接进化,我们定义UML关系模式的对象关系图与这种结构相似,通过结构变换即可得到理想的GA计算模型。图4表示的树状结构是基于GA的关系模式计算模型,它对应的对象关系图是唯一的(如图2的ORG)。结点代表对象,依次存有对象的编号(no.)、类型、与父结点的关系类型,也就是说,两个对象间的关系表示成父子结点的关系,关

系类型存储在子结点中,例如结点1和3的关系信息存在结点3中。将对象关系图转换成图4的树状结构必须采取一定的措施记录冗余信息,即环。例如图2中存在环,环中必有一结点在图4中要重复出现,如 no. =4的结点。

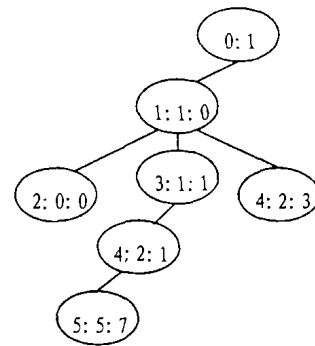


图4 关系模式的GA计算模型

3.2.2 基于GA关系识别的工作原理 基于GA计算模型的关系识别的工作原理流程图如图5所示。遗传算法将预先随机产生的一些树状基因结构与UML草图样本进行匹配并评价,按概率选择一定适应度的基因结构进入下一代,而其他结构则参与遗传算子(交叉和变异)的运算,再产生下一代中的其他基因结构,并对新一代结构做同样的处理,直到产生适应度足够高的树状结构或迭代达到一定次数为止。图中灰色方框构成基因结构循环进化的过程。

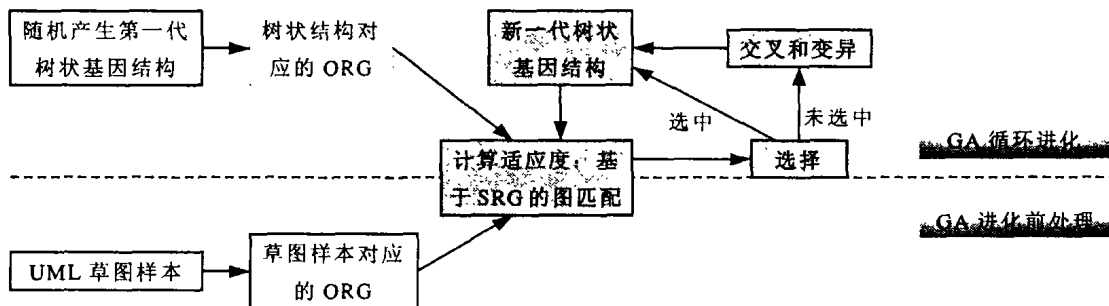


图5 基于GA的关系识别原理图

基因结构的概率选择公式如下:

$Pr(h_i) = fitness(h_i) / \sum_j fitness(h_j)$ 。其中, $fitness(h_i)$ 是基因结构 h_i 的适应度函数:

$$fitness(h_i) = \begin{cases} (min_score + simscore(h_i)) * rel_count & score(h_i) > min_score, \\ score(h_i) * rel_count + simscore(h_i) & 0 < score(h_i) < min_score, \\ simscore(h_i) & score(h_i) = 0. \end{cases}$$

其中, h_i 是树状基因结构, min_score 是包含与该基因结构内容一致的结构的草图数目的最小阈值,可以预先定义; $score(h_i)$ 是包含 h_i 的草图数目; $simscore(h_i)$ 是包含与 h_i 有交集的结构的草图数目, rel_count 是 h_i 包含的关系个数。

根据遗传算法的进化规律,对每一个关系模式对应的树状基因结构进行评价(计算适应度),在一定代数之后一定会得到评价普遍较高的关系模式。评价的过程就是关系模式与草图样本匹配的过程,匹配算法采用的是基于SRG的图匹配算法^[10]。

4 实验结果和评价

本实验采用9个人创作的共140幅UML草图作为GA模

式学习的草图样本,调整GA参数,选择合适的参数设置,若在140幅草图中出现频率不小于6次的对象关系结构能通过用户评价就可以作为关系模式。

4.1 实验评价标准

遗传算法一般应用于优化问题上,实质就是函数优化,不论是单模态问题还是多模态问题,最终评价的标准都是优化的结果是否更好地解决了问题。而本实验的结果是与草图样本相关的若干关系模式,它们之间不存在谁比谁更适合的问题。我们通过用户指定模式(user patterns)作比较来度量实验产生的关系模式是否真正蕴涵一定的语义。

让用户考察自己手绘的草图样本,提取出他们在设计过程中认为富含语义的、常用的模式集合 S_u 作为用户指定模式,再与遗传算法实验结果的模式集合 S_e 进行比较,分析两者共有的模式 $S_u \cap S_e$ 分别占用户提取的模式集合 S_u 和实验结果的模式集合 S_e 的比例,

$$\eta_u = \frac{|S_u \cap S_e|}{|S_u|} \quad \eta_e = 1 - \frac{|S_u \cap S_e|}{|S_e|}$$

η_u 表示在用户设计过程中遗传算法能自动识别出用户意识到的对象关系模式的程度, η_e 越大,说明实验结果对用户有

意识的设计意图的把握越大; η_c 表示遗传算法能额外发现用户设计时不知不觉使用到的关系模式的程度, η_c 越大,说明算法辅助用户设计的能力越强。

实验前,我们让绘制草图的用户从140幅草图中确定用户指定模式 S_u ,分类情况如下:

1-pattern	2-pattern	3-pattern	4-pattern	5-pattern	$ S_u $
19	18	5	3	0	45

4.2 实验结果和分析

表1列出12次GA实验的数据以及与用户指定模式之间的关系。其中 S_e 是实验得到的所有关系模式,包括1-pattern、

2-pattern、3-pattern、4-pattern和5-pattern五种类型; S_u 是用户指定的模式($|S_u|=45$,相对于12次实验是固定的),1-pattern、2-pattern、3-pattern、4-pattern分别是实验得到的各类模式中包含的用户指定模式, $S_u \cap S_e$ 是前四者的总和;最后得出各次实验的 η_u 和 η_c ,且平均值分别达到73.33%和69.54%。这说明:用户绘图时事先意识到的关系模式中的73.33%能通过实验获得,减少用户手工标注模式的许多麻烦;实验发现的关系模式中虽然有69.54%不是用户事先指定的,但却提供了用户绘图时多次使用、但并未意识到的模式,让用户进一步考察。用户最终认可的关系模式就成为对象关系模板。

表1 用户指定模式和实验所得模式的比较

exp.	all patterns in experiment					$ S_e $	user patterns in experiment				$ S_u \cap S_e $	η_u	η_c
	1-pattern	2-pattern	3-pattern	4-pattern	5-pattern		1-pattern	2-pattern	3-pattern	4-pattern			
1	13	20	31	37	13	114	13	12	4	5	34	75.56%	70.18%
1	13	19	32	35	12	111	13	11	4	5	33	73.33%	70.27%
3	13	19	33	32	6	103	13	11	4	4	32	71.11%	68.93%
4	13	18	32	36	12	111	13	10	4	5	32	71.11%	71.17%
5	13	18	31	35	9	106	13	10	4	5	32	71.11%	69.81%
6	13	20	30	35	9	107	13	12	4	4	33	73.33%	69.16%
7	13	20	34	33	7	107	13	12	4	5	34	75.56%	68.22%
8	13	19	32	34	6	104	13	11	4	5	33	73.33%	68.27%
9	13	19	32	33	12	109	13	11	4	5	33	73.33%	69.72%
10	13	19	30	34	14	110	13	11	4	5	33	73.33%	70.00%
11	13	20	31	36	8	108	13	12	4	5	34	75.56%	68.52%
12	13	19	32	35	12	111	13	11	4	5	33	73.33%	70.27%
ave.						108.42					33	73.33%	69.54%

总结 草图输入是诸如人机接口和方案设计等构思和交流领域研究关注的焦点。草图理解包括草图图形识别和草图对象关系分析,但现有的研究都关注于图形识别,往往忽视了对草图对象间的布局或空间位置关系的识别。草图输入更多的应用是用户针对特定的问题利用草图对象及其关系来描述构思或方案。本文以UML领域为背景,针对用户草图关系的模板生成问题,在定义和表示UML关系模式的基础上,根据GA的树状基因结构构建关系模式的GA计算模型,将基于GA的模式学习机制应用到草图设计中,自动发现草图中任意规模、有潜在语义的对象关系模式。我们对140幅UML设计草图使用GA学习算法并评价关系模式,实验结果表明,用户绘图时事先意识到的关系模式中的73.33%能通过实验获得,减轻了用户手工标注关系模式的负担;实验发现的关系模式中有69.54%是用户未意识到的潜在关系模式。用户最终确定的关系模式加入关系模板库,以供用户设计时进行实例推理。

参考文献

- Hearst M A, Gross M D, Landay J A, et al. Sketching Intelligent Systems. IEEE Intelligent Systems, 1998, 13(3): 10~19
- 周若鸿, 孙正兴, 张莉莎, 徐晓刚. 草图理解技术研究进展. 计算机科学, 2004, 31(4)
- 孙正兴, 徐晓刚, 孙建勇, 等. 支持方案设计的手绘图形输入工具.

- 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 已录用
- 孙正兴, 彭彬彬, 丛兰兰, 等. 在线草图识别中的用户适应性研究. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 已录用
- Sun Z, Zhang F Y. Logical Modeling for Computer Aided Conceptual Design. J of Southeast University, 2001, 17(1): 59~65
- Hearst M A. Automatic acquisition of hyponyms from large text corpora. In: Proc. of 14th intl. conf. on computational linguistics. 1992
- Hong P, Huang T S. Spatial Pattern Discovery by Learning a Probabilistic Parametric Model from Multiple Attributed Relational Graphs. Journal of Discrete Applied Mathematics, 2002
- 王惠锋, 孙正兴. 一种面向图像语义的主要区域提取方法. 中国图像图形学报 A 版, 2003, 8(1): 27~32
- Blaser A D. A study of people's sketching habits in GIS. Spatial Cognition and Computation, 2000, 2: 393~419
- 张莉莎, 孙正兴, 周若鸿, 徐晓刚. 一种基于图匹配的复杂草图识别方法. 计算机科学, 2004, 31(4)
- Sycara K, et al. CADET: A case-based synthesis tool for engineering design. International Journal of Expert Systems, 1992, 4(2): 157~188
- Do E, Gross M D. Reasoning about cases with diagrams. ASCE 3rd Congress on Computing in Civil Engineering, Anaheim CA. edited by Jorge Vanegas and Paul Chinowsky, 1996. 314~320