维普资讯 http://www.cqvip.com

类比推理综述

伊　波　徐家福　（南京大学计算机软件研究所）

摘要

Mechanical analogy (MA) is one of the important themes in artificial intelligence. A great deal of applications may be found in various fields of computer science. In this paper, four types of analogical inferences are defined first. And then, the main theories and methods of MA inference appeared so far are discussed in terms of these types. Finally, some unsolved problems about MA inference are listed and authors' viewpoints to these problems are described. These viewpoints are the basic ground for our further researches.

一、引　言

"类比充满着我们的思维，日常交谈。从平凡的推论到表达的艺术再到最高的科学成就无不充满着类比。"[1]类比能力是人类智能的核心。在理解、推理、学习、概括等一切智能活动中都涉及到类比。

既然人工智能是研究和模拟人的智能的学科，就不能不研究类比和机器类比。或许机器类比问题的根本解决，将伴随着机器学习和自然语言理解等问题的根本解决。类比还在程序综合、软件复用、定理证明等计算机学科中有着广阔的应用前景。

类比是某种类型的相似性，是一种更确定、更概念性的相似性。类比和其它相似性之间的本质区别在于思考者的意图。[1]这个意图有两层含义：第一，我们希望把相似处化为明确的对应关系；第二，希望这种对应关系能帮助我们理解或解决所关心的问题。后者我们称之为着眼点。

机器类比的研究始于本世纪六十年代中期。Evans(68)[2]设计了第一个类比推理程序：Analogy，用以解答一类几何图形变化问题的智力测验题。七十年代初Kling(71)[3]提出了第一个类比推理样板，用以辅助代数定理证明。七十年代末到八十年代初Winston(79,80)[4,5]指出了因果关系在类比中的支配作用，Carbonell(81,83)[6,7]提出了类比转换方法，将已知的问题的解法转换成类似问题解法。Gentner(80,83)[8,9]提出了结构映射理论。八十年代以后开始出现了一些类比和类比推理的数学模型。Pötschke(82,86)[10,11]在图和图的变化上定义了类比和类比推理。Haraguchi(85, 86)[12,13]用Horn子句的Herbrand模型讨论了逻辑程序(Horn子句集)之间的类比和类比推理。而Polya[14,1]对数学中归纳和类比的研究开形式研究类比推理之先河，对机器类比的研究起了催产作用。

本文不拟按时间顺序逐个讨论各项工作，而是将类比推理分成四种形式，然后分别讨论各种形式有代表性的理论和方法。最后讨论机器类比领域中存在的主要问题，并提出对这些问题的看法和初步设想，以作为

维普资讯 http://www.cqvip.com

进一步深入研究的出发点。

为讨论方便计，先对术语符号加以说明。

类比推理是在两个领域中进行的。一个是已认识了的领域，称为基(Base)，简记为B；另一个是当前尚未完全认识清楚的领域，希望将基中的知识移植过来，因而称为靶(Target)，简记为T。

～表示相似

|～表示类比推出

⟷表示对应(对应不必相似)

二、四种类比推理形式

根据不同的论域，不同的着眼点，以及不同的相似"型"，可将类比推理归结为如下四种形式：即属性类比，射类比，结构类比，以及扩张类比。

2.1 属性类比 关于对象的一元或可化作一元的谓词称为属性[9]。对象是由一组属性界定的。当我们说t类似于b时，是指有一组t的属性P(t)和一组b的属性P′(b)，它们是相似的(最简单的相似就是有p′=p，p∈P，p′∈P′。更一般的相似可以在度量空间上定义，这超出了本文的范围，可参见作者的"相似论"一文。)

所谓属性类比推理是指，如果t～b，且p(b)成立，则可类比推出p(t)成立。即，

$$t\sim b,\ p(b)\,|\!\sim p(t)$$

这样的推断理由很不充分，但在有某种进一步限制时可能例外，这一点将在第三节中讨论。

2.2 射类比 射是借用范畴论的术语，它表示对象与对象间的对应关系。如果所考虑的基对象是一个二元组(B_I，B_F)，它称为一个状态对，B_I为初态，B_F为终态。从B_I到B_F有一个射$\mathscr{B}$。靶对象也是一个二元组(T_I，T_F)。若(T_I，T_F)～(B_I，B_F)，要求射$\mathscr{T}$：$T_I\to T_F$，则称之为一个射类比问题：它可表示成：

$$\begin{array}{ccc} B_I & \sim & T_I \\ \mathscr{B}\downarrow & ? & \downarrow\mathscr{T} \\ B_F & \sim & T_F \end{array}$$

图1 射类比示意

射类比的应用很多，如前后断言综合程序，由状态表示的问题求解；故障诊断，等等。

2.3 结构类比 一个对象A可由若干子对象a_1，…，a_n及这些子对象间的一些关系R组成。这样的二元组刻划了A的结构，记作

$$S_A=(\{a_1,\ \cdots,\ a_n\},\ R)$$

或直接写成：

$$A=(\{a_1,\ \cdots,\ a_n\},\ R)$$

若已知基的结构($\{b_1,\ \cdots,\ b_n\}$，R_b)和靶的部分结构($\{t_1,\cdots,\ t_m\}$，R_t^-)，要求T中另一些关系，则为结构类比，它可示为

$$\begin{array}{c} B=(\{b_1,\ \cdots,\ b_n\},\ R_b) \\ \int \qquad\qquad \updownarrow \qquad\qquad \int \\ T=(\{t_1,\ \cdots,\ t_m\},\ R_t^{\prime}\cup R_t^-) \end{array}$$

图2 结构类比示意

亦即，要找出对象集$\{b_1,\ \cdots,\ b_n\}$，$\{t_1,\ \cdots,\ t_m\}$上的对应(可能是多对多的)[3]，并将R_b中的某些关系映射到T中，成为$R_t^{\prime}$。例如，原子结构与太阳系的类比就可看成这种形式[9]。

2.4 扩张类比 与结构类比不同，扩张类比是由一些元素间的相似扩张为系统间的相似。如果已知元素b_i，b_j间的相似关系，并知靶系统$T=(\{t_1,\ \cdots,\ t_m\},\ R_t^-)$，而$b_i$可属于多个系统：

$$b_i\in B_{i_1},\ \cdots,\ B_{i_{Ki}}$$

求系统B_l，使$B_l\sim T$，此后再用结构类比，将B_l中的某些关系映射到T中。例如，若要求水流、水压、水阻之间的关系，可从水流类似于电流扩张到电系统$E=(\{I,\ V,\ R\},\ \mathrm{Ohm}(I,\ V,\ R))$与水流系统$H=\{W\text{-}F,\ W\text{-}P,\ W\text{-}R\}$，_) 间的相似，并将$\mathrm{Ohm}(W\text{-}F,\ W\text{-}P,\ W\text{-}R)$作为水流系统的关系[15]。

三、机器类比推理的理论和方法

这里所说的类比推理包括用类比辅助推理(Inference guided by analogy)和类比学习(Learning by use of analogy)，因为在处理类比问题时不能也不必明确区分这两个概念[注]。

我们将各种机器类比的理论和方法归到上节定义的四种类型中，对每种类型有代表性的工作加以分析论述。每种理论或方法涉及两个方面：相似性判定(或理解)；类比推理。在大多数情况下，这两者是相互结合

维普资讯 http://www.cqvip.com

的。

3.1 属性类比的理论和方法 如果对象a和b分别有属性集P(a)，P(b)，当它们的交集$P(a)\cap P(b)$非空时，便说a，b之间具有相似性。相似度由交集的大小

$$|P(a)\cap P(b)|$$

刻划。这是相似识别最简单的涵盖法(Overlap)。Tversky[17]认为，确定a，b之间的相似度不仅要考虑正的因素，还要考虑负的因素，因而，将相似度定义为：

$$\alpha|P(a)\cap P(b)|-\beta|P(a)-P(b)|-\gamma|P(b)-P(a)|$$

这里$A-B=\{x|_x\in A\wedge x\overline{\in}B\}$，$\alpha$，$\beta$，$\gamma$均为大于0的常数。

显然，这样的定义是将所有属性等同看待的，没有突出着眼点。属性的比较也只有等与不等两种。这样的相似是强相似的，称为字面相似(Literal Similarity)[9]。这种相似识别是低效的，导出的类比推论一般较为可信。

七十年代末到八十年代初，P. H. Winston提出了重要性支配的相似匹配(Importance-Dominated Matching)[6]。他指出，应将注意力集中在有因果联系的属性上。如果基中有$p(b)\longrightarrow q(b)$，而靶中亦有$p(t)\longrightarrow q(t)$，则b～t的可信度便大大提高。同时，类比推论也只能是基中的逻辑后件，它们的前件是靶中可证的。

Davies和Russell[18]将因果关系$\longrightarrow$(左部为右部的充分条件)扩充到一般的依赖>)a>b指b依赖于a，或a决定b，这里a是b的必要条件)，并引入了极化变量(Polar Variable)概念。若i是极化变量，则

$$iP(a)>iq(a)$$

是指q(a)的成立与否依赖于P(a)的成立与否。他们将依赖>和极化变量引入一阶逻辑，用演绎方法处理类比问题(当然这种演绎是形式上的，它是似真的)。Bourrelly和Chourqui[10]也做了类似的工作。

属性类比是最基本的和一般的。在实际应用中为使搜索空间降到合适的大小，还得考虑其它的启发式规则。事实上，Winston等人的工作中已结合了其它的规则。

3.2 射类比推理的理论和方法 最早的类比程序ANALOGY[2]是处理射类比的。它用来解下图所示的智力测验题：

A B C 1 2 3

A变成B相似于C变到1，2，3中的哪一个？

图3 判别相似几何图形变换的测验题

该题的答案是2。

将(A，B)看作一个状态时，有一个射：

$$M_{AB}:A\longrightarrow B$$

要求的是一个合适的配对(C，i)，使射

$$M_{Ci}:C\longrightarrow i$$

最相似于M_{AB}。

这样的射是一个三元组：

(Added，Deleted，Trans)

其中Added是在终态中增加了的几何形；Deleted是从初态中删去了的几何形；Trans是保留的几何形的变换，按如下顺序进行：反射(ρ_1)，缩放(μ)，旋转(θ)，反射(ρ_2)。因此，Trans是一个四元组(ρ_1，μ，θ，ρ_2)。

这样的射的相似度就由Added和Deleted的几何形个数及Trans的相似度刻划。Trans的相似度可由变换值的近似度刻划。

比较(C，1)，(C，2)，(C，3)的射与M_{AB}的相似度，即可确定最佳配对。

用类比辅助证明定理也可看作射类比。这里初态是定理Th(包括公理)，终态是True。

注：Falkenhainer[10]认为，若类比推论R可在原论域的理论Th中演绎推出(即$Th\models R$)，则称R是从类比推理得出的；若R与Th不矛盾($Th\not\models\neg R$)，但亦不能演绎推出($Th\not\models R$)，则称R是从类比学习得出的。但这种检验对类比推理或类比学习的理论与方法并无影响。

维普资讯 http://www.cqvip.com

一个证明是从Th到True的一个射。

Kling[3]的做法是，由基定理Th_B的已知证明$Proof_B$得到一个证明所用到的公理集$\mathscr{A}_B$。将$\mathscr{A}_B$类比到靶上，得到$\mathscr{A}_T$，然后用这个较小的公理集$\mathscr{A}_T$演绎证明Th_T。这样做的目的是使可证的定理在较小的公理集上(在可接受的时空内)能够证出，但由于类比和演绎是分离的，$\mathscr{A}_T$可能证不出Th_T。Kling并未讨论这个问题。

在用类比解决前后断言表示的程序综合问题时，Ulrich和Moll[20]将类比过程和推导过程结合起来。他们不是直接对程序代码进行类比推理，而是借助于程序的证明，这里程序是一个函数。

首先，对基程序$P(F_b)$作一证明$Proof(P(F_b))$。该证明包含两部分：良序部分和代数部分[21]，并将$P(F_b)$简单对应到F_t上，得到原始的$P(F_t)$。然后用对$P(F_b)$的证明过程逐行证明$P(F_t)$。当某一证明步不能满足时，将对应的$P(F_T)$中不满足的部分用一个子函数引用代替。求这个引用函数就成为综合的一项子任务。它可能在库中直接找到解，也可用同样方法再找类似的子程序。当证明完成时，正确的程序$P'(F_t)$也就得到了。

另一个射类比有代表性的工作是Carbonell的问题求解系统[6,7]，他将问题表示为状态对(初态，终态)。一个解是由初态到终态的一个状态变换序列(状态图上的一条通路)。设待解问题为(T_I, T_F)。类似问题是(B_I, B_F)。它有一条通路$P(B_I, B_F)$。如果T_I与B_I间的类比对应是θ_I，B_F与T_F间的对应是θ_F'，即$\theta_I(T_I)=B_I$，$\theta_F'(B_F)=T_F$，则$\theta_F' \circ P \circ \theta_I$便是$T_I$到$T_F$的一条通路。示于下图

$$\begin{tikzcd} T_I \arrow[r, "P(T_I,\ T_F)"] \arrow[d, "\theta_I"'] & T_F \arrow[d, "\theta_F'"] \\ B_I \arrow[r, "P(B_I, B_F)"] & B_F \end{tikzcd}$$

图4 状态变换

实际上，Carbonell是采用目标手段分析法(Means-End-Analysis)，用差异函数评价(B_I, T_I)，(B_F, T_F)间的差异，再通过一组作用于其上的转换操作，使差异越来越小，同时对应的转换操作也作用到$P(B_I, B_F)$上。当差异为0时，$P(B_I, B_F)$就转换成$P(T_I, T_F)$。

后来，Carbonell又将射$B_I \longrightarrow B_F$不再局限于状态变换，而包括为什么按这样变换路径走的原则。应用类似原则可派生出新的论域中类似问题的解[22]。例如，我们已知如何编写快速排序的Pascal程序，现在要用Lisp编写这样的程序。如果机械地照搬Pascal程序的数据结构和控制结构，而用Lisp来描述的话，得到的绝不是"快速"排序，而是冗长、低效的代码。但是，我们却可以借鉴编写Pascal程序的某些原则，如分治策略，递归还是循环，以及某些子函数的功能规格说明等等。有了这些信息，便可以用Lisp方便的数据和控制结构写出Lisp的快速排序程序。Carbonell将这种方法称为诱导类比(Derivational Analogy)。所用的技术和他以前所用的类似。

Pötschte[10]讨论了以有向图为基础的射类比。给定有向图

$$G=(V,\ E,\ f,\ g),$$

其中V是结点集，E是边集，f是从V到标号集A的部分函数，g是从E到标号集B的部分函数。

$G'=(V',\ E',\ f',\ g')$称为G的部分图，如果

i. $V' \subseteq V$

ii. $E' \subseteq E$

iii. $Def\ f' \subseteq Def\ f$ $f|V'$, $f|Def\ f'=f'$

iv. $Def\ g' \subseteq Def\ g$ $g|E'$, $g|Def\ g'=g'$

记作

$$G' \subseteq G$$

部分图是子图概念的拓广。

对这样的G可以计算它的权：

$$F(G)=|V|+|E|+|f(V)|+|g(E)|$$

这里的$|S|$是集合S的元素个数，$f(S)$是部分

维普资讯 http://www.cqvip.com

函数f作用在S上所得到的象集。

据此，可定义

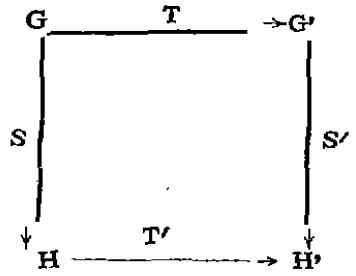
G_m是G和G'的F-最大部分图，如果

i. $G_m \subseteq G$, $G_m \subseteq G'$

ii. 对任意$G'' \subseteq G$, $G'' \subseteq G'$, $F(G'') \leqslant F(G_m)$

F-最大部分图是G和G'的最大相似处。这样的图可以有多个，它对应于不同的着眼点。

对(G, G')，若F-最大部分图非空，则称其为一个图变换。Pötschte讨论了纵横两个方向的图变换。即，(G, G')～(H, H')以及(G, H)～(G', H)。这恰好反映了范畴论中射的可换性，示于下图：



$T \cdot S' = S \cdot T'$

图6 射的可换性

Pöfschte目前只是将射直接作用到相似的图变换上。因此，就推理能力而言，未能超过前述的Carbonell的工作。

总的看来，射类比大都针对具体领域。随着领域和问题的不同，方法可能亦各异。

3.3 结构类比的理论和方法 Gentner将一个系统看成一个三元组：

$$S=(O, A, R)$$

其中O是S所涉及的对象的集合，R是元数大于或等于2的关系的集合(包括高阶关系)，A是一元或可化为一元的关系(称为属性)的集合。

她认为[8,9]：在类比中，系统中的关系比属性重要得多。因为属性是孤立的(只含一个对象)，表面的性质，关系则是系统中的结构，类比主要建立在关系的相似上(这里她把相似限定为谓词同名，因若放宽到一般相似，则可能导致无限回归)。进而，刻划关系与关系间依赖的高阶关系更能揭示系统的内在本质，它往往反映系统的动态特性，因而在类比中尤为重要。据此，她指出：

在决定将基中哪些谓词转移到靶系统时，有如下规则：(设靶中对象$t_1, \cdots, t_m$与基中对象$b_1, \cdots, b_m$一一对应，$b_i \longleftrightarrow t_i$, $i=1, \cdots, m$)

1. 放弃对象的属性

$$A(b_i) \not\vdash A(t_i)$$

2. 关系可以转移

$$R(b_i, b_j) \vdash R(t_i, t_j)$$

3. 在决定转移哪些关系时，选择关系系统

$$R'(R_1(b_i, b_j), R_2(b_k, b_l)) \vdash R'(R_1(t_i, t_j), R_2(t_k, t_l))$$

其中3称为系统性原理(Systematicity principle)。

上述规则是纯结构的，可由知识表示的语法特征识别，便于机械地识别相似和类比推理。Gentner称这一组规则为结构映射(Structure Mapping)规则。

因果关系Cause(R_1, R_2)是一个特别重要的高阶关系。Winston[6]在七十年代末已经注意到这一点。结构映射理论是对Winston思想的进一步发展。

基于这一理论实现的SME (Structure Mapping Engine)[23]已作为学习系统Phineas[24]的一部分。它的基本思想也得到广泛支持，但对属性的定义及其作用仍有值得讨论之处(参见作者的"相似论")。原子公式的相似仅限于同名谓词也有失一般性。

张铁声、张光鉴从认知规律出发指出相似是一种图式的同构[25]。如果用语义网表示所知的一个现象、一组知识片段，那末它与另一个现象和知识片段的相似(即两个语义网的相似)应当是：

1. 同构(或谓结构相似)

2. 对应结点所示对象相似，以及

维普资讯 http://www.cqvip.com

3．对应弧所示关系相似

其中对象相似是在对象继承网络（由is-a和Subset-of为边的语义网）上找到一个公共祖先。弧相似则是在关于关系的继承网络（称为二阶语义网）上找到一个公共祖先。相似度由到达公共祖先的距离确定，但当靶网络是"破碎"的（例如不连通）或者结点和边在继承网络上语义信息不完整时（找不到公共祖先），如何作出相似识别，文中未曾论及。

Haraguchi认为[12]，两个逻辑程序P_1，P_2（Horn子句集，可看作一种知识表示）之间的相似可定义为Herbrand域$u(P_1)$，$u(P_2)$上的（部分）一一对应，它满足如下条件：

若$f(t_1, \cdots, t_n) \sim f(t_1', \cdots, t_n')$，则$t_1 \sim t_1', \cdots, t_n \sim t_n'$，这里$f(t_1, \cdots, t_n) \in u(P_1)$，$f(t_1', \cdots, t_n')$，$t_1', \cdots, t_n'$，$t_1 \cdots, t_n \in u(P_2)$。将该对应记作$\phi$。据此，可定义闭包$\phi^+$。

i．$\phi \subseteq \phi^+$

ii．若$t_1 \sim t_1', \cdots, t_n \sim t_n' \in \phi^+$，则

$f(t_1, \cdots, t_n) \sim f(t_1', \cdots, t_n') \in \phi^+$

这里f是同时出现在P_1，P_2中的函子。

若ϕ^+保持一一对应性质，则ϕ是一致的；否则，ϕ就是不一致的。

据此，可定义如下的类比推理模式

$$\frac{A \leftarrow B_1, \cdots, B_n}{\alpha \leftarrow \beta_1, \cdots, \beta_n} (\theta)$$

$$\cdots\cdots\cdots\cdots (\phi^+, M_1(k), M_2(k))$$

$$\alpha' \leftarrow \beta_1', \cdots, \beta_n' \quad \beta_1', \cdots, \beta_n'$$

$$k=0, 1, \cdots$$

这里θ是底替换，它将规则$A \leftarrow B_1, \cdots, B_n$（$\in P_1$）替换成底规则（Ground rule）$\alpha \leftarrow \beta_1, \cdots, \beta_n$。在$\phi$的作用下，将其转换成对应于$P_2$的底规则$\alpha' \leftarrow \beta_1', \cdots, \beta_n'$。若$\beta_1', \cdots, \beta_n'$在$P_2$的模型$M_2(k)$中，则$\alpha'$可推出。将所有可推出的$\alpha'$记作$R_2(k)$。令$M_2(k+1) = M_2(k) \cup R_2(k)$作为$P_2$的扩张了的模型。$M_1(0) = M(P_1)$是$P_1$的最小Herbrand模型。对$P_1$亦可同样得到$M_1(k+1)$。用$M_1(k+1)$代替$M_1(k)$，又可作进一步推理，直到某个m，使$R_1(m) = \phi$时为止。

该理论实际应用的困难仍在于初始ϕ的建立，以及ϕ的一致性检查。Haraguchi在[13]中给出了一个逐步扩张ϕ的方法，但只能询问q（针对P_2）是否能类比推出，而实际上我们往往要问为什么公式能解当前问题。

结构类比的主要作用是在给定了两个系统时，找到它们之间的相似关系，并导出一些关系。在许多情形，我们面对的基是庞大的，其中可分为许多系统（从不同的着眼点看），当我们接收到一些新的信息时，便希望找到一个和这些信息相容的系统，再作出合适的推论，这就要用到扩张类比。

3.4 扩张类比的方法 目前对扩张类比的研究甚少，尚未形成理论。Greiner[15]的"有用的类比"（Useful Analogy简记作UA）方法部分地处理了这个问题。

一个类比应当是有用的，即针对待解问题作出的。如果有一知识库KB，给定问题P_T，$KB \not\models P_T$，这时给出一个类比提示$t \sim b$。UA方法找出一个公式$\varphi(T)$，它满足：

1．未知性 $KB \not\models \varphi(T)$

2．一致性 $KB \not\models \neg\varphi(T)$

3．一般性 $KB \models \varphi(B)$

4．有用性 $KB \cup \varphi(T) \models P_T$

一般说来，这要求：

i．根据P_T所涉及的对象集T，找到对应的对象集B，并且$b \in B$。

ii．找到类似的问题P_B。

iii．找出一个（最小的）系统$S_B \subseteq KB$，使得 $S_B \models P_B$。

iv．将S_B映射为S_T，使得$S_T \models P_T$。

v．$KB \cap S_T = \varphi(T)$。

这样，就根据$b \sim t$以及P_T，扩张到系统S_B与S_T之间的相似对应。

在UA中，则是找一个涉及b的关系$R(b_1, \cdots, b_n)$。若$R(t_1, \cdots, t_n) \cup KB \models P_T$，则称R是有用的。UA询问用户，这样的$b_i \sim t_i$是否合理。若用户认可，则$\varphi(T) = R(t_1, \cdots, t_n)$；否则，UA再识别R。

维普资讯 http://www.cqvip.com

UA之所以能这样做，是因为作了许多限制，如φ(T)只能是一个公式；$b_i \sim t_i$必须是顺序一一对应的；R(B)～R(T)必须谓词同名，等等。可见UA和真正处理扩张类比相比，差距尚大。

事实上，迄今的类比推理理论还处在澄清概念的阶段，方法也都是试验性的。根本原因是，我们对人脑的知识组织、联想，以及推理机制等尚未认识清楚。在机器类比领域还有许多问题有待研究。下一节将进行初步讨论。

四、主要问题和基本看法

在机器类比中，存在的主要问题有：

4.1 相似对象或相似基的取按 前节是在给定了靶和基的前提下讨论的。相似匹配的任务只是识别它们之间的相似对应.实际应用中,这个基如何得到，现在都是由用户给出的。这实际上决定了机器只能重复人们已知的类比，而不能帮助人们学到什么。

人在类比过程中常常根据某些局部的相似而自觉地捕捉到基。这种机制是值得研究的。

4.2 原子对象的相似 前节讨论的理论和方法中，原子的相似大都以谓词同名为前提。这一限制显然太强。用二阶语义网识别相似的原子是一条有益的途径。但由于语义的多样性，如何保证各相似配对所基于的语义是一致的，以及何时这种配对才有效，这些问题都值得研究。

4.3 着眼点问题 类比应当有一个着眼点。虽然在许多工作中利用了这一点(如抽象、有用的类比等)。但着眼点究竟是什么，又如何在语义丰富的领域(非形式的领域)中引导类比推理的进程，值得深入探讨。

我们正在对上述问题进行研究，并认为，着眼点问题是研究类比的着眼点。希望由此出发能导出对其它问题的有益启示。

参考文献

〔1〕 Polya, G. Mathematics and Plausible Reasoning(Vol.1,2),Princeton,NJ ;Princeton University Press, 1957.

〔2〕 Evan, T. G. A Paradigm for the Solution of a Class of Geometirc-Analogy Intteligence-Test Questions, in:Semantic Information Processing, M.Minsky(ed)MITPress, 1968.

〔3〕 Kling, R. E. A Paradigm for Reasoning by Analogy, Artificial Intelligence Vol.2, 1971, pp.147-178.

〔4〕 Winston,P. H. Learning by Creating and Justifing Transfer Frames, Artif. Intell. Vol.10(1978), pp. 147-172.

〔5〕 Winston, P. H. Learning and Reasoning by Analogy. CACM, Vol.23 (1980),No.12.

〔6〕 Carbonell, J. G. A Computational Model of Problem Solving by Analogy,in:IJCAI-81, Vancouver, B. C., pp.147-152, 1981.

〔7〕 Carbonell, J. G. Learning by Analogy:Formulizing Plans from Past Experince, in:R.S.Michalski,J.G.Carbonell and T.M.Mitchell(eds),Machine Learning:an Artificial Intelligence Approach,Vol.1,Tioga,Palo Alto.1983.

〔8〕 Gentner,D. The Structure of Analogical Model in Science (BBN Rrt No. 4451). Cambridge, MA:Bolt Beranek and Newman Inc. 1980.

〔9〕 Gentner, D. Structure Mapping:A Theoretical Framework for Analogy,Cognitive Science Vol.7(1983), pp.155-170.

〔10〕 Pötschke, D., Analogical Reasoning Using Graph Transformations, in LNCS 265, 1986.

〔11〕 Pötschke, D. Formalizing analogical Reasoning. in:Mathematical Methods of Specification and Synthesis of Software Systems'85 Ed. by W. Bibel, K. P. Jantke, Berlin 1986.

〔12〕 Haraguchi,M.,S. Arikawa, A Foundation of Reasoning by Analogy, Analogical Union of Logic Programs. in Proc. Logic Programming

维普资讯 http://www.cqvip.com

Conference'86, pp.103-110.

[13] Haraguchi, M., M. Arikawa, Reasoning by Analogy as a Partial Identity Between Models, in Analogical and Inductive Inference, LNCS 265 1986.

[14] Polya, G. Induction and Analogy in Mathematics, Princeton University Press, 1954.

[15] Greiner, R. Learning by Understanding Analogies, Artificial-Intelligence, Vol.35(1988), pp.81-125.

[16] Falkenhainer, B. An Examination of the Third Stage in Analogical Process: Verification-Based Analogical Learning, in:IJCAI-87, pp.260-263.

[17] Tversky, A, Features of Similarity. Psychological Review, 84,1977, 327-352.

[18] Diavies, T. R. and S. J. Russell, A Logical Approach to Reasoning by Analogy, in:IJCAI-87, pp.264-270.

[19] Bourrelly, L., Chouraqui, E., A formal Approach to Analogical reasoning, in: Approximate Reasoning in Expert Systems, M. M. Gupta, A. Kandel, etc. (Eds), Elsevir Science Publ., B. V. (North Holland) 1985.

[20] Ulrich, J. W., Moll, R. Synthesis of Programs by Analog. in Proc. of the ACM Symposium on Artificial Intelligence and Programming Languages, Rochester, N. Y., pp. 22-28, 1977.

[21] Manna, Z., Waldinger, R., The Automatic Synthesis of Recursive Programs. AIPL Conference Proceedings, 1977.

[22] Carbonell, J. G. Derivational Analogy: a Theory of Reconstruction Problem Solving and Experties Acquisition, in:R. S. Michalski, J. G. Carbonell, & T.M. Michell(eds) Machine Learning:An Artificial Intelligence Approach Volume II.Morgan Kaufmann Publ. Inc., 1986.

[23] Falkenhainer, B., Forbus, K. D. and Gentner, D. The Structure Mapping Engine, in Proceedings AAAI-86, Philadelphia, PA(1986)pp. 272-277.

[24] Forbus, K. D., D. Gentner, Learning Physical Domains: Toward a Theoretical Framework, in R. S. Michalski, J. G. Carbonell, T. M. Michell (eds)Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach Volume II. Morgan Kaufmann Publ. Inc. 1986.

[25] 张光鉴，张铁声：一个类比推理的认知模型。思维科学，No.1，1986.

[26] 伊波，徐家福：相似论（正在撰写中）.

（上接24页）

[3] E. H. Ruspini, Possibility Theory Approaches for Advanced Information systems. Computer 15(1982) 83-91.

[4] D. G. Schwartz, The Case for an Interval-vaiued Representation of Linguistic Truth, Fuzzy Sets and Systems 17(1985) 153-166.

[5] J. F. Bal Dwin, Evidential Support Logic programming. Fuzzy Sets and Systems 24(1987) 1-26.

[6] L. A. Zadeh, Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility, Fuzzy Sets and Systems 1(1978) 3-28.

[7] L. A. Zadeh, A Theory of Approximate Reasoning. in. D. MICHIE and I. MIKULICH, eds., Machine Intelligence, vol. 9(john wiley, New york, 1979).

[8] L. A. Zadeh: The Role of Fuzzy Logic in the Management of Uncertainty in Expert Systems. Fuzzy Sets and Systems 11(1983) 199-227.

[9] D. Negoita: Expert Systems and Fuzzy Systems, (Benjamin Cummings, Menlo Park, CA, 1985).

[10]赵瑞清：专家系统原理，气象出版社1987.