

# 类比转换原理及其实现\*

李波 罗玉龙 赵沁平

(北京航空航天大学计算机系, 北京 100083)

**摘要** 类比转换完成将已知情况(称基)的知识引入到相似新情况(称靶),从而求解靶或学习到关于靶的新知识. 本文的类比转换原理讨论了如何选择最佳映射,怎样在靶中创建对象和谓词,以及转换基中那些命题到靶. 并基于该原理设计了类比转换的计算模型,实现了类比转换器 ATE. 实例分析表明 ATE 生成的类比结论既具创造性,又有较高可信度.

**关键词** 类比转换, 类比推理, 机器学习, 类比学习.

类比推理是由于认识到新情况(称靶)与已知情况(称基)在某些方面相似,从而推出它们在其它方面也相似. 类比推理包括联想、求精、匹配和转换四个过程. 类比转换过程(简称转换)的输入是基和靶间的一组映射  $\Omega$ , 任务是在其中某个映射  $\omega$  指导下将基中命题引入到靶,从而输出扩充的靶. 这样,在类比问题求解中就能用类似基的方法解决新问题,在类比学习中就能学习到关于靶的新知识.

转换过程需解决的 3 个问题是:(1)选择合适的映射  $\omega$ , 其中  $\omega \in \Omega$ ; (2)确定转换基中那些命题(简称基命题); (3)怎样转换所选择的基命题. 显然,转换过程直接关系到类比结论的质量,其研究有重要意义.

文献[1]讨论了转换的研究现状,这些分析表明虽然已对转换进行了一些研究,但当前关于类比转换的研究存在如下问题:(1)只涉及上面 3 个问题中个别问题,缺乏全面讨论;(2)对同一问题有不同的具体处理方法,显得杂乱而无说服力,缺乏一般性原理指导.

本文在总结已有工作基础上,探讨类比转换的一般原理,然后设计和实现具体的类比转换器 ATE (Analogical Transfer Engine).

## 1 类比转换原理

本节给出了类比转换遵守的 3 条原则,即不矛盾原则,相似不变性原则和可靠性原则. 这样,从原理上回答了基中那些命题可以转换到靶,以及怎样转换这些命题.

### 1.1 不矛盾原则

\* 本文 1992-06-18 收到,1993-09-10 定稿

本研究受国家自然科学基金和 863 计划的资助. 作者李波,1966 年生,副教授,主要研究领域为机器学习,自动推理. 罗玉龙,1967 年生,博士生,主要研究领域为内涵逻辑,知识表示,自动推理. 赵沁平,1948 年生,教授,主要研究领域为计算机软件与理论.

本文通讯联系人:李波,北京 100083,北京航空航天大学计算机系

目前,知识库都以不矛盾为前提,而且已经发展了多种保证知识库不矛盾的技术。类比推理是一种似然推理,因此加入靶的新知识可能是假的<sup>[2]</sup>。所以,只有当加入靶的新知识与靶中已有知识不矛盾时,类比推理才有意义。

**不矛盾性原则** 类比转换必须保证扩充后的靶是不矛盾的。

### 1.2 相似不变性原则

由于类比推理是根据在基和靶间的已知相似推出其它相似,而相似有程度上的差别。那么,这两种相似在相似程度上有什么联系呢?

**相似不变性原则** 在基和靶间推出的相似应该与它们间的已有相似具有同样特性。

正如人们希望配一套与建筑格调一致的内部装饰一样,相似不变性原则也保证了在靶中加入的新知识与靶中已有知识是内聚的。该原则也符合“世界连续性”——在一个情况中工作的关系系统也将在其它情况工作。Greiner<sup>[3]</sup>的研究强调——一个情况的所有对象应来自同一领域,这正是该原则的具体体现。

映射中有对象对应、谓词对应和命题对应,而对象、谓词间存在语义相似,命题间存在结构相似。因此,我们用相似特性函数  $\rho(\omega)$  描述映射  $\omega$  的相似特性,并将其分为语义相似特性函数  $\rho_{sem}(\omega)$  和结构相似特性函数  $\rho_{stru}(\omega)$ 。

定义 1. 映射  $\omega$  的相似特性函数  $\rho(\omega)$  定义如下:

- (1)  $\rho(\omega)$  包括  $\rho_{sem}(\omega)$  和  $\rho_{stru}(\omega)$ ;
- (2) 若对任意对象对应  $(o \rightarrow o') \in \omega$  都有  $o$  与  $o'$  语义相似,并且对任意谓词对应  $(p \rightarrow p') \in \omega$  都有  $p = p'$ , 则  $\rho_{sem}(\omega) = 1$ ; 否则  $\rho_{sem}(\omega) = 0$ 。
- (3) 若  $\omega$  是一致的,并且满足支持性原则\*, 则  $\rho_{stru}(\omega) = 1$ ; 否则  $\rho_{stru}(\omega) = 0$ 。

### 1.3 可靠性原则

由于类比推理是非演绎的——在语法上其结论并不遵从前提,因此需要区分类比结论质量的优劣。

例 1: (邮编例子) 已知 (*postcode li-ming 100081*) (李明的邮编是 100081), (*postcode wang-ping 100081*)。则由 (*city li-ming Beijing*) (李明所在城市是北京) 推出 (*city wang-ping Beijing*) 是合理的。但是,由 (*tell li-ming (postcode li-ming 100081) yesterday*) (李明昨天讲他的邮编是 100081) 推出 (*tell wang-ping (postcode wang-ping 100081) yesterday*) 就不合理了。

例 1 表明保证类比结论的可靠性——具有较高可信度是很重要的,然而这又是一个难题。因为如果可靠性条件太弱,则会推出明显不合理的类比结论。这里分析两个偏弱的可靠性条件,第一个是“转换在映射中有对应的所有基命题”。因为基中可能存在与当前类比无关的命题,所以这个条件有明显的不合理之处。第二个偏弱条件是 Gentner 的系统性原理<sup>[5]</sup>, 该原理强调“应该转换由高阶命题联接的命题而不是孤立命题”。例 1 中,由于可建立映射:

$$li-ming \rightarrow wang-ping, 100081 \rightarrow 100081, postcode \rightarrow postcode$$

$$(\textit{postcode li-ming 100081}) \rightarrow (\textit{postcode wang-ping 100081})$$

而 (*postcode wang-ping 100081*) 是高阶命题 (*tell li-ming (postcode li-ming 100081)*)

\* 关于映射的定义及匹配原理,详见文献[4]。

yesterday)的子命题;所以按照系统性原理可以转换(*tell li-ming (postcode li-ming 100081) yesterday*)到靶,生成(*tell wang-ping (postcode wang-ping 100081) yesterday*),而例1已说明这一结论是不合理的。

相反,如果可靠性条件太强则会陷入演绎推理.为保证类比结论是正确的,Davies & Russell<sup>[6]</sup>要求预先给出确定关系.确定关系|>的定义如下:

$$(\Sigma a x) |> (X a z) \text{ iff } \forall x, z [\Rightarrow (\exists b (\Sigma b x) \wedge (X b z)) \\ (\forall a [\Rightarrow (\Sigma a x) (X a z)])]$$

这里  $\Sigma, X$  是谓词,  $x, z$  是变量,Chouraqui 也提出了类似的依赖关系.

由于这种方法的本质是演绎推理<sup>[1]</sup>,从而失去了类比推理的诱人之处——发现演绎闭包之外的新知识.出现这种问题的原因在于:

(1)虽然类比推理之前可能存在适合基和靶的一般规则,但是预先给出所有确定模式不合理.认知实验表明,常常是在类比推理比较基和靶的相似之处基础上,才归纳出关于同类情况的一般规则.

(2)它们仅允许建立相同谓词的对应,而类比推理常需建立相似谓词间的对应.

在总结这些工作基础上,我们给出如下可靠性原则.

**可靠性原则** 基中被转换的命题应该满足两个条件:(a)与已对应命题有因果联系,(b)该命题中一些元素已在映射中有对应.

从原理上讲,本节的不矛盾原则和可靠性原则已回答了“基中那些命题可以转换到靶”,即被转换的基命题应该满足:它与映射中的已对应命题有因果联系,它的一些元素在映射中有对应,并且由它生成的类比结论不会在靶中引起矛盾.而相似不变性原则要求被转换的基命题与由它生成的类比结论应该是相似的,而且这种相似与基和靶间的已有相似具有同样特性,从而回答了“怎样转换已选择的命题”.

## 2 计算模型

分别用  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  和  $\langle T, O_t, P_t, S_t, G_t \rangle$  表示输入转换过程的基和靶,其中

$O_x$ —— $X$  的对象集合       $P_x$ —— $X$  的谓词集合

$S_x$ —— $X$  的命题集合       $G_x$ —— $X$  的目标

这里对基有  $x=b$  且  $X=B$ ,对靶有  $x=t$  且  $X=T$ ,有时也用  $B$  和  $T$  分别表示基和靶.由于在转换过程中,可能在靶中创建新元素、在映射中增加新对应.为此,我们把在映射  $\omega$  下从基  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  向靶  $\langle T, O_t, P_t, S_t, G_t \rangle$  的转换过程中(包括转换结束时),生成的扩充映射记为  $\omega'$ ,扩充靶记为  $\langle T', O', P', S', G' \rangle^*$ .用  $\Omega$  表示  $B$  和  $T$  间所有映射的集合,即  $\Omega = \{\omega | \omega \text{ 是从 } B \text{ 到 } T \text{ 的映射}\}$ ,用  $\eta(\omega)$  表示映射  $\omega$  包括的命题对应数.用  $elem(e)$  表示表达式  $e$  包括的元素,例如,  $elem(\langle tell li-ming (postcode li-ming 100081) yesterday \rangle) = \langle tell, li-ming, (postcode li-ming 100081), yesterday, postcode, 100081 \rangle$ .用  $e_b \not\rightarrow e$  表示不存在  $e$ ,使得  $(e_b \rightarrow e) \in \omega$ .另外,为讨论对应引入函数  $dom(\text{头})$ ,并且定义为:  $dom(e \rightarrow e') = e$ ;若  $F$  是

• 不同的映射可能对  $G_x$  中存在变量赋值不同的值,从而  $G_x$  有不同变形.

对应集, 则  $dom(F) = \{e \mid (e \rightarrow e') \in F\}$ .

正如演绎推理需要根据置换定义表达式的置换实例一样, 这里也是需要根据映射定义基中表达式在靶中的转换式.

定义 2. 已知从  $B$  到  $T'$  的映射  $\omega'$ , 基中表达式  $e$ ; 则  $e$  关于  $\omega'$  的转换式  $\omega'(e)$  递归定义如下:

(1) 若  $(e \rightarrow e') \in \omega'$ , 则  $\omega'(e) = e'$ .

(2) 对  $e$  是命题或函数, 设  $e = (p \ x_1, \dots, x_m)$ . 若  $\omega'(p), \omega'(x_1), \dots, \omega'(x_m)$  都不为  $\Phi$  (空集), 则  $\omega'(e) = (\omega'(p) \ \omega'(x_1) \ \dots \ \omega'(x_m))$ ; 否则  $\omega'(e) = \Phi$ .

(3) 其它情形, 都有  $\omega'(e) = \Phi$ .

由定义 2 容易看出下面性质.

性质 1. 若命题对应  $(s \rightarrow s') \in \omega'$ , 则  $\omega'(s) = s'$ .

由第 1 节的可靠性原则知, 当基命题的部分元素在映射中无对应元素时, 仍然可能需要转换该基命题. 我们用  $pair(e)$  表示在靶中创建的  $e$  的对应元素, 根据相似不变性原则和语义相似特性  $\rho_{sem}(\omega)$  的定义, 可以给出  $pair(e)$  的一种定义.

定义 3. 对元素  $e \in (O_b \cup P_b)$  且  $e \not\rightarrow \omega$ , 定义其  $pair(e)$  为:

(1) 若  $\rho_{sem}(\omega) = 1$ , 有:

对  $e \in O_b$ , 若  $\omega \cup \{e \rightarrow pair(e)\}$  仍是一对一的, 则  $pair(e) = e$ ; 否则  $pair(e) \in sim(e)$ .

对  $e \in P_b$ , 则  $pair(e) = e$ .

(2) 若  $\rho_{sem}(\omega) = 0$ , 有:

对  $e \in O_b$ , 则  $pair(e) = *e*$ .

对  $e \in P_b$ , 则  $pair(e) = e$ .

其中  $sim(e)$  是词汇 (对象或谓词)  $e$  的相似词汇集合;  $*e*$  表示在靶中存在与  $e$  对应的对象但是暂时不能指出它具体是什么, 这正如科学上曾相信存在“以太”作为光波通讯媒介一样.

定义 4. 在基  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  中, 若命题组  $\{s_1, \dots, s_m, r, s_{m+1}\} \subseteq S_b$ ,  $r$  是规则 ( $\Rightarrow s_1 \dots s_m s_{m+1}$ ), 则称  $\{s_1, \dots, s_m, r, s_{m+1}\}$  是  $S_b$  的一个推导.

定义 5. 已知从  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  到  $\langle T', O'_b, P'_b, S'_b, G'_b \rangle$  的映射  $\omega'$ ,  $\{s_1, \dots, s_m, r, s_{m+1}\}$  是  $S_b$  的一个推导, 其中  $r = (\Rightarrow s_1 \dots s_m s_{m+1})$ .

(1) 若对所有  $s_i$  都有  $S'_b \vdash \omega'(s_i)$  ( $i = 1, \dots, m$ ), 推导中没有对应的元素比例  $\frac{|elem(s_{m+1}) \cap dom(\omega')|}{|elem(s_{m+1})|} < \frac{1}{2}$ , 且没有对应的元素个数  $|elem(s_{m+1})| - |elem(s_{m+1}) \cap dom(\omega')| \leq 2$ ; 则称  $elem(s_{m+1}) - (elem(s_{m+1}) \cap dom(\omega'))$  中元素是需创建元素, 并且在映射  $\omega'$  下  $r$  和  $s_{m+1}$  是可转换命题.

(2) 对  $S'_b \vdash \omega'(s_{m+1})$ , 令  $elems = \bigcup_{i=1}^m elem(s_i)$ . 若  $\frac{|elems \cap dom(\omega')|}{|elems|} < \frac{1}{2}$ , 且  $|elems| - |elems \cap dom(\omega')| \leq 2$ ; 则称  $elems - (elems \cap dom(\omega'))$  中元素是需创建元素, 并且在映射  $\omega'$  下  $r, s_1, \dots, s_m$  是可转换命题.

按照可靠性原则的思想, 定义 5 从相对值和绝对数量两方面限制可转换命题中未对应元素的个数.

**定义 6.** 已知基  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  与靶  $\langle T', O'_t, P'_t, S'_t, G'_t \rangle$  间的映射  $\omega'$ . 若在映射  $\omega'$  下  $s$  是可转换命题, 并且  $\omega''(s)$  与  $S'_t$  不矛盾; 则称  $\omega''(s)$  为在映射  $\omega'$  下  $s$  的类比结论 (*analogical conclusion*). 其中  $\omega''$  是在  $\omega'$  中增加  $s$  中需创建元素的对应得到映射.

显然, 定义 3 保证了在扩充映射  $\omega$  到  $\omega'$  过程中遵循语义的相似不变性, 即  $\rho_{sem}(\omega) = \rho_{sem}(\omega')$ ; 而定义 2 和定义 5 保证了结构的相似不变性, 即  $\rho_{stru}(\omega) = \rho_{stru}(\omega')$ .

由于基和靶间常常有多个映射, 那么怎样比较映射和选择最佳映射呢? 转换是类比推理的最后过程, 其结果为类比推理的最终结果, 自然会问“类比推理希望什么样的结果”. 与其它推理一样, 类比推理也希望从基转换到靶的知识是有用和可靠的<sup>[7,8]</sup>. 我们认为映射的合适性度量主要基于两个方面: 映射包括的命题对应数  $\eta(\omega)$ , 映射是否满足类比推理的目的. 类比研究者都期望寻找  $\eta(\omega)$  较大的映射, 这是因为:

(1)  $\eta(\omega)$  反映了  $\omega$  的可信度. 当把每个命题看作一个约束时,  $\eta(\omega)$  越大, 则  $\omega$  中的对应满足的约束越多, 从而这些对应得到了更广泛的支持, 因而也具有更高的合理性.

(2) 基和靶的相似方面越多, 即  $\eta(\omega)$  越大, 由此推出类比结论的可靠性越高. 由于求精得到的基中命题都可能与当前类比有关, 故从基到靶的映射能很好反映它们的相似性.

(3) 类比结论是似然的, 因而应充分利用靶中已知命题.

类比问题求解 (即  $G_t \neq \Phi$  时) 的目的就是从靶中已知知识出发, 利用与基类似的方法和手段推出靶目标. 类比学习 (即  $G_t = \Phi$  时) 的目的就是增加关于靶的知识, 即发现靶中对象、命题间的新关系, 从而加深对靶的理解. 因此, 满足转换原则的类比结论都符合类比学习的目的, 为此应优先选择在靶中新增加命题多的映射. 另一方面, 由于需证实在靶中创建新对象的存在性及其具体化, 故应选择新增加对象少的映射<sup>[7]</sup>.

**定义 7.** 已知从  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  到  $\langle T, O_t, P_t, S_t, G_t \rangle$  的映射  $\omega$ , 在  $\omega$  下得到扩充靶  $\langle T', O'_t, P'_t, S'_t, G'_t \rangle$ . 则映射  $\omega$  的有用性  $\mu(\omega)$  定义为:

对  $G_t \neq \Phi$ , 若  $S'_t \vdash G'_t$ , 则  $\mu(\omega) = 1$ ; 否则  $\mu(\omega) = 0$ .

对  $G_t = \Phi$ ,  $\mu(\omega) = |S'_t - S_t| - |O'_t - O_t|$ .

**映射选择准则** 已知映射  $\omega \in \Omega$ . 若对任一  $\omega_i \in \Omega$  且  $\omega_i \neq \omega$ , 都有  $\mu(\omega) > \mu(\omega_i)$ , 或  $\mu(\omega) = \mu(\omega_i)$  且  $\eta(\omega) \geq \eta(\omega_i)$ , 则称  $\omega$  是最佳映射.

### 3 实现算法

基于上节的计算模型, 我们实现了类比转换器 ATE. ATE 采用宽度优先搜索下的正向推理, 即从靶的当前命题集出发, 根据定义 6 在靶中加入生成的所有类比结论; 循环这一过程, 直到达到靶目标或不再生成类比结论. 这种实现方法有如下优点.

(1) 算法统一. 在类比学习中, 由于  $G_t = \Phi$  而且需生成所有类比结论, 故只能使用正向推理的方法. 在类比问题求解中, 由于  $G_t \neq \Phi$  故许多系统使用逆推理<sup>[2,8]</sup>. 然而, 求精过程已保证基中命题很可能与当前类比相关, 因此从已知到目标的推理链中分枝少. 故对类比问题求解正向推理的效率仍然较高.

(2) 宽度优先搜索不回溯, 算法直观、简单.

类比推理也能提示新情况 (靶) 中存在的已知事实 (条件). 在问题求解中, 人们常有这样

的经验, 虽然自己的知识水平能求解新问题, 但由于未注意到新问题的某些已知条件而一筹莫展. 在相似情况的启发下, 注意到了这些被忽视的知识, 从而很快解决了新问题. 因此, ATE 也应该能够暗示靶中已知事实.

**定义 8.** 已知基  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  与靶  $\langle T', O'_t, P'_t, S'_t, G'_t \rangle$  间的映射  $\omega'$ , 对基本命题  $s \in S_b$ . 若  $\omega'(s) \neq \Phi, S'_t \vdash \omega'(s)$  且  $\omega'(s)$  不是任何规则的后件, 但是用户接受  $\omega'(s)$  为靶的事实, 则称  $\omega'(s)$  是可提问事实.

ATE 的主算法是  $Transfer(B, T, \Omega)$ , 其描述如下:

1. 对每个  $\omega \in \Omega$

$V \leftarrow transfer0(B, T, \omega)$ , 并且  $T' \leftarrow car(V), \omega' \leftarrow cadr(V)$ .

2. 计算  $\omega$  的有用性

3. IF 没有最佳映射 THEN 返回  $\Phi$

ELSE 选取  $\Omega$  中的最佳映射  $\omega$  并返回在  $\omega$  下扩充的靶  $T'$ .

算法  $transfer0(B, T', \omega')$  从  $B$  到  $T'$  转换类比结论. 输出  $(T'' \omega'')$  是在  $\omega'$  下的类比转换结束时得到的扩充靶  $T''$  和扩充映射  $\omega''$ .

在  $transfer0$  中, 当已对  $S_b$  中规则  $r$  进行类比转换后就从  $S_b$  中删去  $r$ . 这是因为, 一方面, 由于基中规则都是具体规则, 在  $S_b$  的推理中  $r$  只需使用一次, 以后直接用其结论(后件). 另一方面, 当从  $S_b$  中删去  $r$  后, 自然避免重复检查  $r$ , 从而提高了执行效率. 由于  $transfer0$  是递归算法, 故设计标志  $label$  反映在  $\omega$  下的类比转换是否结束. 类比问题求解就是从靶中已知出发, 使用类似于基的方法和手段达到靶目标, 加之 ATE 使用了正向推理; 所以类比问题求解中不必由“相似结论推测相似原因”. 相反, 类比学习却需要根据“相似结论推测相似原因”.

$transfer0(B, T', \omega')$

1.  $label \leftarrow 0, S \leftarrow S'_t, Derives \leftarrow derivation(S_b)$ .

2. 对每个推导  $\{s_1, \dots, s_m, r, s_{m+1}\} \in Derives$

从  $S_b$  中删去  $r$ .

3. (本步处理相似原因引起相似结果)

IF  $S'_t \vdash \omega'(s_i)$ , 或  $\omega'(s_i)$  是可提问事实 ( $i=1, \dots, m$ ), 而且  $s_{m+1}$  是由  $\omega'$  转换的命题

THEN 创建转换  $s_{m+1}$  需要的新元素  $pair(e)$  并且  $\omega' \leftarrow \omega' \cup \{e \rightarrow pair(e)\}$ ,

IF  $\omega'(r), \omega'(s_{m+1})$  与  $S'_t$  不矛盾 THEN  $S'_t \leftarrow S'_t \cup \{\omega'(r), \omega'(s_{m+1})\}$  和  $\omega' \leftarrow \omega' \cup \{r \rightarrow \omega'(r), s_{m+1} \rightarrow \omega'(s_{m+1})\}$ ;

IF  $G_r \neq \Phi$  且  $S'_t \vdash G_r$  THEN  $label \leftarrow 1$  并转 5.

4. (本步处理由相似结果预见相似原因)

IF  $G_r = \Phi$ , 并且  $S'_t \vdash \omega'(s_{m+1})$  或  $\omega'(s_{m+1})$  是可提问事实,  $s_i$  是由  $\omega'$  转换的命题 ( $i=1, \dots, m$ )

THEN 创建转换  $s_1, \dots, s_m$  需要的新元素  $pair(e)$  并且  $\omega' \leftarrow \omega' \cup \{e \rightarrow pair(e)\}$ ,

对每个  $s_i (i=1, \dots, m)$ , IF  $\omega'(s_i)$  与  $S'_t$  不矛盾 THEN  $S'_t \leftarrow S'_t \cup \{\omega'(s_i)\}$  和  $\omega' \leftarrow \omega' \cup \{s_i \rightarrow \omega'(s_i)\}$ ;

IF  $\omega'(r)$  与  $S'_t$  不矛盾 THEN  $S'_t \leftarrow S'_t \cup \{\omega'(r)\}$  和  $\omega' \leftarrow \omega' \cup \{r \rightarrow \omega'(r)\}$ .

5. IF  $S \neq S'_t$ , 或  $label = 0$  THEN 返回  $transfer0(B, T', \omega')$

ELSE 返回  $(T' \omega')$ .

算法  $derivation(S)$  的输入  $S$  是命题集, 它对每条规则  $r = (\Rightarrow s_1 \dots s_m s_{m+1}) \in S$  检查是否

存在命题组  $\{s_1, \dots, s_m, s_{m+1}\} \subseteq S$ , 输出元素形如  $\{s_1, \dots, s_m, r, s_{m+1}\}$  的推导集合.

### 4 实例分析

限于篇幅, 本节只能举例说明 ATE 的主要功能.

例 2: 解释图 1 的冰熔现象



图 1 冰熔现象

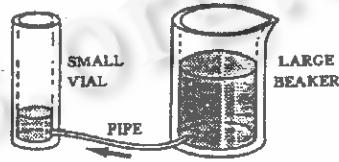


图 2 水流现象

下面是图 1 的描述. 其中 sn 指出情况名是 icemelt, df 指出函数符,  $\Rightarrow$  表示规则中的蕴含关系. 为方便描述, 可以给命题定义一个名称, :name 就用于指出命题的名称.

```
(sn icemelt) (df temperature)
(liquid coffee;name hef1) (flat-top coffee;name hef2)
(warm coffee;name hef3)
(greater (temperature coffee) (temperature ice-cube);name hef4)
(connect silver-bar coffee ice-cube;name hef5)
(go-up (temperature ice-cube);name hef6)
( $\Rightarrow$  hef3 hef4;name hef7)
```

在联想过程中, icemelt 确认 waterflow 是其相似情况, waterflow 是关于图 2 的描述. 求精过程认为 waterflow 中下列知识与解释图 1 的现象有关:

```
(sn waterflow) (df waterlevel)
(greater (waterlevel beaker) (waterlevel vial);name wat5)
(connect pipe beaker vial;name wat6)
(flow water beaker vial;name wat7)
( $\Rightarrow$  wat5 wat6 wat7;name wat8)
(rise (waterlevel vial);name wat11)
( $\Rightarrow$  wat7 wat11 ;name wat12)
```

匹配过程在求精后的 waterflow 与 icemelt 间建立了一个映射:

```
waterlevel  $\rightarrow$  temperature      vial  $\rightarrow$  ice-cube
beaker  $\rightarrow$  coffee                pipe  $\rightarrow$  silver-bar
rise  $\rightarrow$  go-up                   greater  $\rightarrow$  greater    connect  $\rightarrow$  connect
wat11  $\rightarrow$  hef6    wat5  $\rightarrow$  hef4    wat6  $\rightarrow$  hef5
```

根据该映射, ATE 在 icemelt 中创建与 waterflow 中 flow 相似的新谓词 flow, 与 water 对应的新对象 \* water \* :

pair(flow)=flow, pair(water)= \* water \*

并在 icemelt 中引入新知识:

( $\Rightarrow$ (greater (temperature coffee) (temperature ice—cube)) (connect silver—bar coffee ice—cube) (flow \* water \* coffee ice—cube))

(flow \* water \* coffee ice—cube)

( $\Rightarrow$ (flow \* water \* coffee ice—cube) (go—up (temperature ice—cube)))

分析表明上面映射是最佳映射。结合 icemelt 中的已知知识, 可得到图 1 现象的解释: “因为咖啡是热的, 所以它的温度比冰块的温度高; 咖啡比冰块温度高, 加之银棒连接着它们, 使得 \* water \* 从咖啡向冰块流动; 并且 \* water \* 的这种流动引起冰块的温度升高。”如果将 \* water \* 解释为“heatflow(热流)”。这样, 就很圆满地解释了图 1 的冰熔现象。

例 2 表明 ATE 推出的类比结论既具有可靠性(有较高可信度), 又具有创造性。

## 5 讨 论

本文在分析已有工作的基础上总结出了一种类比转换原理。该原理有如下特征:

(1) 内容全面。涉及选择最佳映射, 创建新对象和新谓词, 以及确定可靠的类比结论。

(2) 保持了相似性。新创建的对象和谓词保持了基和靶间原有的语义相似, 并且类比结论与基中对应命题结构相似。因此, 在靶中加入类比结论之后, 基和靶间的已有相似特性仍得到了保持。

(3) 创造性与可靠性相结合。首先, 可靠性原则保证了类比结论有较高的可信度。其次, 既允许在靶中创建新对象和新谓词, 又根据“相似原因引起相似结果”和“相似结果可能有相似原因”建立靶中诸现象间的因果关系, 从而保证了类比推理的创造性。

目前, 我们已在类比推理系统 BHARS 中实现了类比转换器 ATE。在 14 个类比例子的测试中, ATE 都给出了期望的扩充靶, 这也从另一个侧面说明本文原理的合理性。

创造和发现是类比推理的重要特征。由于类比推理固有的似然性, 类比结论的可靠性并未保证其有效性(为真)。需要通过其它手段对创建的对象和谓词进行证实和具体化, 对类比结论进行确认、修改和补充。例如, 通过太阳系与氢原子的类比提出卢瑟福原子模型后, 仍需观察大量原子结构来验证该模型的正确性。

## 参 考 文 献

- 1 李波, 罗玉龙, 赵沁平. 类比转换原理. 计算机研究进展 '92, 北京: 清华大学出版社, 1992.
- 2 Chouraqui E. Construction of a model for reasoning by analogy. In: Steels L, Campbell J A eds., Progress in Artificial Intelligence, 1985.
- 3 Greiner R. Learning by understanding analogies. Artificial Intelligence, 1988, (35).
- 4 李波, 罗玉龙, 赵沁平. 一种类比匹配原理及其实现. 软件学报, 1995, 6(1): 8—16.
- 5 Falkenhainer B, Forbus K D, Gentner D. The structure—mapping engine: algorithm and examples. Artificial Intelligence, 1990, (41).
- 6 Davies T R and Russell S J. A logical approach to reasoning by analogy, IJCAI—87, 1987.
- 7 Indurkha B. Constrained semantic transference: a formal theory of metaphor. In: Prieditis A ed., Analogica, Pitman, London, 1988.



8 Keane M T. Analogical problem solving. Ellis Horwood Limited, England, 1988.

## THE PRINCIPLES AND IMPLEMENTATION OF ANALOGICAL TRANSFER

Li Bo Luo Yulong Zhao Qinping

*(Department of Computer Science, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)*

**Abstract** Analogical transfer process carries knowledge from a known situation (the base) over to a similar new situation (the target) so that one can solve the target or obtain new knowledge about the target. The principles of analogical transfer in this paper discuss how to select the best mapping, how to create objects and predicates in the target, and which proposition of the base to be transferred into the target. On the basis of the principles, the paper designs a computational model of analogical transfer and implements an analogical transfer engine called ATE. The case study illustrates analogical conclusions produced by ATE are with both creativity and higher certainty degree.

**Key words** Analogical transfer, analogical reasoning, machine learning, analogical learning.