

# 根据观察获取知识

Hirokazu Taki

## 摘要

本文介绍一种建立知识库的学习方法。从人类专家吸取知识的知识获取系统有两种类型：交互式和非交互式的。本文介绍非交互式知识获取系统，它依据观察从人类专家获得知识。这种知识获取系统学习人类专家用以解决问题的策略和从瞬时序列数据中抽取逻辑规则，其学习方法是基于翻译的学习（IBL），在学习过程中要用到预备知识。IBL有两个子系统：翻译系统和学习系统。前者负责把现实世界的信息翻译成内部规则形式，而规则维护系统负责生成和界定知识。本文将介绍翻译系统和规则生成的预处理过程。

## 一、引言

建造专家系统的一个主要问题是克服知识获取瓶颈。已经开发出一些知识获取系统（通常是交互式）来解决这一问题。每一个交互式知识获取系统都有一个交谈子系统用以直接访问人类专家并询问有关工作的必要信息。这种类型的系统被称为主动式知识获取系统（AKAS）。在知识获取环境中各种情形：有时，人类专家太忙，没有时间回答交谈系统提出的问题。在这种情况下，只能靠基于观察的被动式知识获取系统（PKAS）来获取知识。这种类型的系统不能询问人类专家任何问题。AKAS通过和专家交互作用获得符号数据，然后容易地把这些符号数据转换成其内部形式。但是PKAS得到的数据既有符号数据也有数字数据，所以它必须提炼数字数据并将其转换成符号数据。PKAS必须建立一个其知识是从观察中归纳得到的知识库。大多数归纳学习系统处理的对象是一些实例，这些实例被表示成内部符号形式。这样的系统需要许多正、反实例。然而，能够从人类专家解决问题中观察得到的大多数例子都是成功的实例。基于解释的学习系统（EBL）就是从成功的例子中获取

知识的学习系统，它能够有效地运用预备知识（领域理论和操作准则）来提炼知识。IBL可以学习根据领域理论构造的目标概念。然而，EBL只能处理从领域理论演绎推得的符号例子，不能直接处理现实世界信息。PKAS必须处理现实世界信息，具有一套有效的学习机理。我们正在开发一个PKAS，叫做基于翻译的学习，该系统运用预备知识进行学习。IBL有两个子系统：翻译系统和学习系统。翻译系统将现实世界的信息转换成内部规则形式，学习系统生成和界定知识。下节讨论翻译系统，其预备知识以及用于规则生成的预处理过程，对规则维护系统本文不作详细介绍。

## 二、IBL概述

这一节，介绍观察的特点和IBL框架。

### 1. 观察环境

IBL能够观察人类专家的行为以及这些行为发生时的状态，如图1所示。通常，这种符号信息是从传感器得到的数据转换而来。因此，IBL必须能够将这些检测数据翻译为内部符号表示数据，根据状态和行为信息将专家的知识形成规则形式。

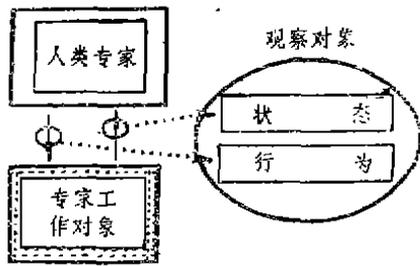


图1 观察概况

## 2. 翻译和学习系统

IBL系统包含两个子系统：翻译系统和学习系统。翻译系统根据预备知识将现实世界的信息转换成内部知识形式。象一个自然语言处理系统利用它的字典来理解自然语言句子一样，翻译系统利用预备知识将现实世界的知识转换成其知识表示形式。学习系统由预生成系统和规则维护系统组成，预生成系统根据预备知识来消除所获取知识的干扰信息。规则维护系统以消除规则间的不一致性来界定规则，并借助归纳生成规则。翻译系统和学习系统见图2所示。

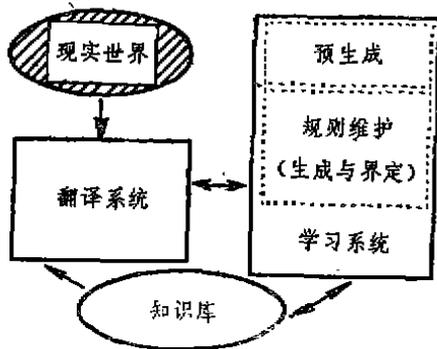


图2 IBL系统概况

## 三、观察问题

### 1. 翻译问题

#### ①检测数据的划分问题

检测数据是对每个采样或在检测某一采样触发器时连续收集的，检测数据是瞬时序列数据。对于符号序列数据，IBL将这些数据划分为多个部分。如果所检测到的数据含有若干含混之处，可用多种方法来分离它，因而IBL必须具有能减少不确定性数

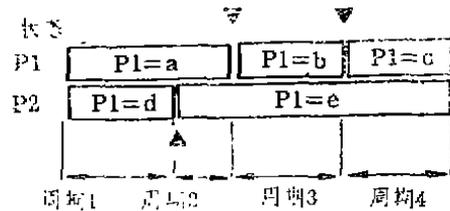
字数量的知识。划分数据的结果必须同内部符号概念相匹配。检测数据含混不清是因为传感器性能所致，它的探测能力有限且混杂一些人们不需要的噪音。图3表示的是如何处理状态数据。在图3中，参数1分为三个部分，参数1有三个值（a、b和c）。如果参数1在这三个值中临界变化，则参数1是容易划分的。然而一般参数1不总是按一定步长变化的（它可能是a和b之间的一个值），而是连续地从一个值滑向另一个值，因而确立参数1的变化点是困难的。如果考虑更详细的变化，参数1要划分成更多部分，IBL就包含更详细的状态信息。在这种情况下，IBL必须掌握许多与划分准则有关的概念，它必须具有将检测数据划分为与内部概念相应的有效粒度的知识。

#### ②符号划分数据问题

通常检测数据均可转换为两种类型的信息：符号和有值的参数。参数由参数名和参数值组成。广义参数表示是以一个参数值范围来取代一个实例值。

例1 人类专家用电压表测量寄存器5，表探测到的电压是3mV，专家更换寄存器6。

符号数据：Voltage-tester=voltage-tester1,  
Register=register6



状态1=(P1=a, P2=d), 状态2=(P1=a, P2=e), 状态3=(P1=b, P2=c), 状态4=(P1=c, P2=e), 状态i=(P1=pi, P2=pi, ΔP1=Δpi, {P1={pi, ...})

图3 数据划分和状态生成

参数数据：Voltage=3mV

规则表达式：use (Voltage-tester =  
voltage-tester1),  
detect (Voltage =

3mV, Register=register5)  
 --->Change(Register=register5),

为了符号化检测数据, IBL必须用内部符号概念来匹配真实数据。在例1中, 电压表1匹配概念“电压表”, 寄存器5匹配概念“寄存器”, 真实电压匹配概念“电压”。在这种情况下, IBL就包含概念“电压表”, “寄存器”和“电压”。如果IBL只有“测量表”, “装置”和“无电压 ( $-5mV \leq no-voltage \leq 5mV$ )”的概念, 则符号表达式将变成例2所述形式,

**例2**

符号数据, Tester=voltage-tester1,  
 device=register5, no-voltage  
 (= 3mV)  
 规则表达式, use(Tester=voltage-tester1),  
 detect(no-voltage, Device =  
 register5)  
 --->Change(Device=register5).

例1和例2表明了在不同概念集下的不同翻译结果。IBL必须具有目标领域里的恰当概念集。通常一个概念由一些子概念组成。在图3中, 一个状态包含两个参数。在这个例子中还有一些其它信息, 瞬时变量数据的组合信息可认为是微分和积分信息。更高阶微分的必要性取决于目标领域。IBL必须有一套作为预备知识的内部符号概念, 内部概念集和内部参数定义。

**2. 规则生成问题**

有时, 在检测数据中存在着含糊和噪音(无用信息)。IBL在建造一个知识库时必须能够掌握这种含糊的各种意义, 通常, 这些噪音十分有害, 它使得知识获取更富技巧。

**① 状态和行为的组合问题**

有些时候, 在人类专家处理的问题里, 状态和行为之间存在一些因果关系。IBL就是从这些状态和行为里抽取规则。然而, 在这些规则中存在着一些无用的信息, IBL必须恰当地选择状态和行为, 仔细地组合它们, 因为通常其因果关系有一个时间延迟。图4表明了噪音推断的例子, 第一个例子有状态噪音, 状态改变, 而行为并未改变, 于是状态返回到它的原始位置。所以Sj必然是噪音。同样, 第二个例子表示的是行为噪音, 它可能是噪音。IBL

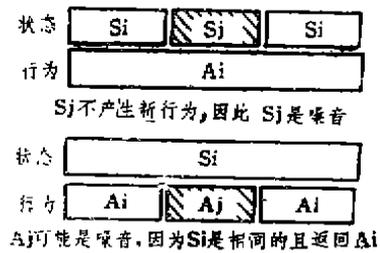


图4 IBL系统噪音推断

应有一种运用噪音启发式探测的噪音推断机制。

**② 不必要信息的消除问题**

IBL同时观察所有状态, 所以对所有观察到的状态应有一些特殊的规则。IBL必须具备能够选择只跟行为有关的适当状态的功能。例3是一个带有不必要信息的特殊规则。

**例3**

状态信息: {It rained, and the output voltage of the amplifier was too low.}  
 行为信息: {An expert changed an output transistor.}  
 生成规则: {Weather=rain} & {Amp-output-voltage=low}  
 --->{Change Amp-output-transistor}

由于天气跟放大器维修没关系, 显然这个结果太特殊, 不能用于实际放大器维修, 因而IBL必须选择与行为有关的状态, 做出如下的规则(例4)。

**例4**

生成规则: {Amp-output-voltage=low} ->  
 {Change Amp-output-transistor}

用领域知识来检查所生成的规则, 这些领域知识在一个目标领域里包含状态和行为之间的关系。从生成状态的角度看, 这种方法是预生成的一种。IBL为了获得恰当的规则必须有一套符号概念关系。

**③ 规则维护问题**

通常, 学习系统从很特殊的例子中归纳得到一般性的知识。规则维护系统控制生成水平, 以保护规则不致生成过量。它也保持导致不一致结果的有矛盾的规则对。如果作为预备知识的概念集不能正确地支持翻译现实世界的信息, 规则维护系统就不能再维护规则。在这种情况下, 规则维护系统必须重新检查新的概念集和新的转换知识以助于翻译, 维护系统将重新翻译以前的实例。

#### 四、 翻译和学习

本节描述了基于翻译的学习系统，并给出了其学习流程和机理。

##### 1. 学习的输入和输出

这里给出一些被作为专家工作样板的例子，它们是瞬序列数据，包含专家求解问题的策略性知识。IBL学习这些求解问题的规则。下面的例子表示其输入和输出。

###### 例5 输入内容

在时间 $t_0$ 检测到的参数： $p_1(t_0), p_2(t_0), \dots, p_n(t_0)$

参数的值，数字数据，符号或逻辑值。

###### 例6 输出内容

蕴涵规则： $S_1 \& S_2 \& \dots \& S_j \rightarrow a_1 \& a_2 \& \dots \& a_m$

一个表达式 $S_i (i=1, 2, \dots, j)$ 是一个具有一定变化范围的变量。

一个表达式 $a_i (i=1, 2, \dots, m)$ 是一个具有一个或多个变量的函数。

行为部分的变量表示成 $A_i (i=1, 2, \dots, k)$ ，变量和变化范围：

变量 ( $S_i/A_j$ ) 的值是数字值，符号值或逻辑值，变量的变化范围 $V$ 可表示如下：

等式： $V = \text{数值/符号/逻辑值 (例如：真/假)}$

上限： $V \leq \text{number-1}$

下限： $V \geq \text{number-2}$

上限和下限： $\text{number-2} \leq V \leq \text{number-1}$

子集： $V \subseteq \{\text{symbol-1, symbol-2, } \dots\}$

##### 2. 学习策略

在IBL中有六个学习步骤，图5示出了其流程和所用预备知识的概要。

步骤1：划分检测数据。

检测的数据由许多参数组成，每一个参数有其瞬时变量数值。IBL检查每个参数值的变化，按时标来划分数据。

步骤2：用内部概念匹配检测数据。

这里，数据被分成符号概念和参数实例，符号概念作为状态和行为的集合。

步骤3：推断状态和行为里的噪音。

在状态和行为之间存在着一些关系，所以，与状态无关的行为数据必是噪音，同样，与行为无关的状态数据也必是噪音。

步骤4：产生符号规则。

规则用来联结状态和行为。一个规则由“如果……”部分和“则……”部分组成。状态匹配“如果……”部分，行为匹配“则……”部分。有时，生成的规则也有象例1所示的无用信息。所以要对所有规则的状态和行为之间的关系进行检查，不需要的状态或行为必须消除。

步骤5：优化参数的值。

参数有一个实例值和其值的变化范围，这个实例值是从检测数据中收集到的，它仅仅是一个例子，必须将它生成并优化成平均的或典型的值。

步骤6：用多个例子来生成规则和参数值。

IBL在得到一个例子时，依据步骤1到步骤5的过程来学习规则和参数变化范围，IBL从其它例子中获得其它知识，然后用相同的形式来检查和比较规则，如果它们的行为是相同的，可将两个状态改成更一般的状态，参数的范围也被生成。例如，一个参数由“Voltage”符号名和其值的范围“ $0V \leq \text{Voltage} \leq 15V$ ”所组成，一个新的例子将提供IBL一个新的值变化范围，即如“ $3V \leq \text{Voltage} \leq 20V$ ”，IBL就得到一个以“Voltage”为名和以“ $0V \leq \text{Voltage} \leq 20V$ ”为其值变化范围的新参

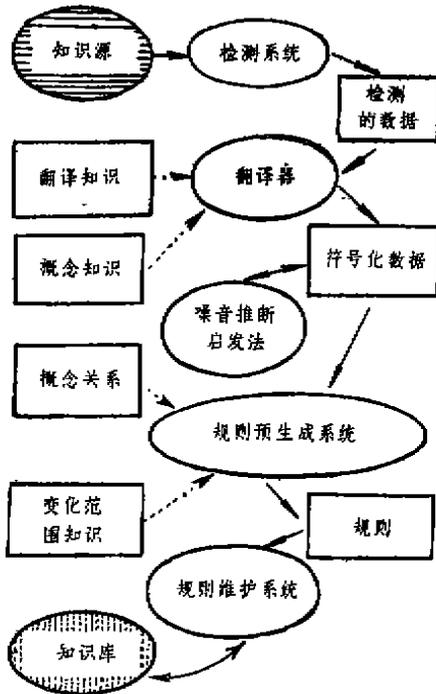


图5 IBL的系统结构

数。

## 五、 预备知识

学习系统的最为重要的组成部分之一是作为专有概念和背景理论的预备知识，预备知识控制学习过程，它限制和推动知识获取系统从例子中归纳出知识。在EBL中，有两种类型的预备知识：领域理论和操作准则。领域知识用来解释例子。如果从领域知识中能推得某个例子，就可对它进行解释，EBL将它认为是一个正面的例子。假如给EBL系统一个例子作为目标概念，则它将学习怎样从领域知识中构造概念。操作知识控制解释知识的生成水平，限制这种知识的生成。在EBL中有两个学习步骤：第一步解释，用以检查一个例子是正面的还是反面的；第二步是生成，用以生成知识。IBL运用作为字典的预备知识来翻译现实世界的知识，生成所需要的规则，进而界定这些规则的取值范围。

### 1. 领域概念知识

领域概念知识的一种类型是原子级概念和它们之间的关系，原子级概念意指符号状态和符号行为，参数表达式和参数值的范围。领域概念知识的另一种类型是包括符号概念之间关系的关系知识，每一个概念有一个取值范围，这条信息被用来进行参数生成和参数优化，它是一条生成界限，其范围取决于目标领域。

例7：符号概念。

符号概念，register5, capacitor3

参数表达式，Voltage, Time-delay

例8：概念的范围知识。

参数范围， $0V < Voltage < 12V, 3mA < Amperes < 1A$ .

在逻辑电路中，电压范围是从0V到5V，这个范围就是逻辑意义上的0V或5V。

### 2. 概念关系知识

概念之间的关系可以是正的（如相同级别的概念和正变的关系），可以是负的（如反变关系），没有关系或两者相等。

例9：概念关系（关于力反馈机器人控制），

正关系，pair (Movement direction, Velocity vector) (在位置控制中)

负关系，pair(X-axis velocity, X-axis pressure)

(注：如果机器人的手柄触到了墙壁，一个触觉传感器探测到与传感器运动方向相反的压力。)

没有关系，pair(X-axis velocity, Y-axis pressure)

相等关系，Velocity3=Velocity5/2.0

### 3. 翻译知识

翻译知识用来将检测数据转化为符号概念和参数，它也包括划分检测数据的知识，因为划分的数据必须同内部概念相匹配。

例10：

划分知识：

IF  $|p1(ti)-p1(ti+1)| \geq e1$ ,

THEN divide parameter p1 at ti.

IF  $|p1(ti)-p1(tj)| \geq e1$ ,

THEN divide parameter p1 at tj-1

$e1$ 和 $e1$ 是划分数据的专门知识。

符号知识（转换知识），

IF  $f1 \geq p1(\text{from } ti \text{ to } tj) \geq f2$ ,

THEN p1 (from ti to tj) is a concept, "X".

IF  $p1(\text{from } ti \text{ to } tj) = f3$ ,

THEN p1 (from ti to tj) is a concept, "Y".

"X"的范围是从 $f1$ 到 $f2$ ，"Y"的值是 $f3$ 。

## 六、 预生成

这一节描述学习的预处理过程中如何生成和优化规则。描述了归纳方法，噪音推断和概念关系检查。

### 1. 规则生成

每次被抽取的状态和行为可用符号表达式和参数来表示。IBL从状态和行为集中构造蕴涵规则以选择出一个好的状态集，如图6所示。瞬时信息表示了时序规则的求值流程。在时刻 $ti$ 产生的状态和行为中构成的规则( $ti$ )要能和与规则( $ti+1$ )状态相匹配的新环境相容。因而，IBL把规则( $ti$ )行为决定的状态加到规则( $ti+1$ )的状态中去，

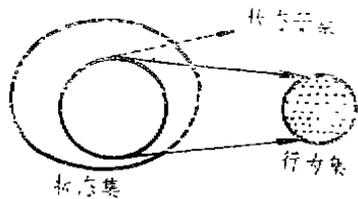


图6 IBL归纳过程

见例11所示。

**例11:** 考虑瞬时信息的规则生成

状态:  $S_1, S_2$  and  $S_3$  are observed at time  $t_i+1$ .

$S_1 = \text{symbol}-1, 0 \leq S_2 \leq 15$  and

$S_3 = \text{symbol}-2$ .

行为:  $a_1$  is done by the human expert at time  $t_i+1$ .

" $a_1$ "参数是 $A_1, A_1=20$ .

规则( $t_i$ )的行为:  $a_2$  is done.

生成规则( $t_i+1$ ):  $S_1 \& S_2 \& S_3 \& \text{side-effect of } a_2 \rightarrow a_1 (A_1=20)$ , in context ( $S_1 = \text{symbol}-1, 0 \leq S_2 \leq 15$  and  $S_3 = \text{symbol}-2$ )

## 2. 噪音推断

实际噪音是由传感器和人类专家的误差而产生的,这种噪音必须去除,因为这种数据在专家工作中是不需要的。例如,尽管传感器已探测到一个状态,人类专家有时对这个状态并无反应,则这个状态信息就是无用数据。IBL探测这条无用信息的过程如图4所示。状态和行为之间依因果关系相联系,所以没有因果关系的数据必须去除。

## 3. 概念关系检查

如例3所示,检测数据包含目标领域里的许多概念,因而所生成的规则在其“如果……”部分包含不需要的状态。每一个状态必须有一些取决于目标领域的因果关系,这种因果规律可作为概念关系知识处理,IBL就用这种概念关系知识来减少不需要信息的量。

## 4. 生成和界定

在一个学习过程中,仅仅生成或优化了

参数。然而,在一次观察中不能生成规则的结构,而需靠许多例子。

### ① 参数范围的界定

范围表达式如例12所示,它们表示了其生成准则。严格地说,范围信息包括下界情形和上界情形,下界情形被用于参数的生成,上界情形被用于参数的界定。

**例12:** 范围界定。

下界情形(窄范围):  $3 \leq V \leq 4$

上界情形(宽范围)  $1 \leq V \leq 5$

获取范围:  $0.5 \leq V \leq 3.5$

优化范围:  $1 \leq V \leq 4$

值“ $V$ ”的下限必须是大于1,小于3,因而获取范围改成“ $1 \leq V \leq 3.5$ ”,值“ $V$ ”的上限必须大于4,小于5,所以获取范围改成“ $1 \leq V \leq 4$ ”。

如果一个获取范围在下界情形以内,就必须将它写成下界情形。如果在上界情形以外,就必须将它写成上界情形。为了将某个生成或界定了的区域填入上界和下界之间的范围内,这个范围就变成了如图7所示的优化范围。

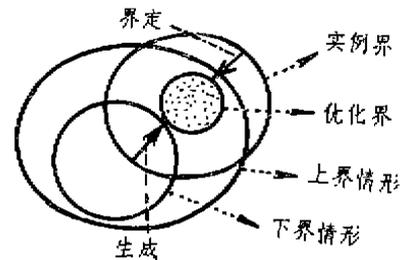


图7 范围优化

### ② 据多个例子生成

在一个专家任务中有多条规则,然而,在某项任务中一般规则和特殊规则是混在一起的。考虑到其它专家任务,一些相同的规则可以被抽取出来。在新旧规则之间存在一些差别,应用这些差别,就能生成规则。我们来解释IBL生成过程中的每一种差别。

**情形1:** 在新旧规则之间的“如果……”部分和“则……”部分没有符号差别,然而,“如果……”部分的新参数的值不同于旧参数的值。IBL生成状态参数的范围。

**情形2:** 在新旧规则之间的“如果……”部分有符号差别,但在每一个“如果……”部分的符号差别是相同的。IBL应用了逻辑或(OR)算子作用于这些“如果……”部分,做出新规则。

情形3：在“如果……”部分根本没有差别，但在“则……”部分新的不同于旧的。IBL应用逻辑和（AND）算子作用于这些“则……”部分，构造出新规则。

### ③ 规则维护

在知识库中产生不一致有一些原因。有时，人类专家进行了错误的操作。这些错误操作的局部误差可用噪音推断启发法来消除。为了探测出包含在回溯过程的非局部误差，学习系统搜索专家的发现过程，然后评价出导致错误操作的不恰当的知识，如果在翻译现实世界时其预备知识不足，则可能获取了不正确的知识。在这种情形，规则维护系统并不能容易地维护规则；它改变新概念集和新转换知识，翻译系统必须重新翻译。

## 七、对象模型

从状态和行为归纳学习人类专家知识，获取知识的一种形式是蕴涵规则（状态→行为）。这些行为是由人类专家根据状态做出的行为，这些行为决定了专家工作的一个目标的下一个状态。因而，蕴涵形式（行为→下一个状态）表示了对象的子模型。IBL也获取对象的子模型，如果给出一个详细对象模型（如深层知识），通过比较详细模型和子模型，我们就知道获取知识的覆盖范围。

## 八、结论

IBL根据观察学习人类专家求解问题的

知识，它由翻译系统和学习系统组成。在本文中，这种翻译系统的预备知识和预生成机理被作为学习系统的子系统描述。IBL系统用逻辑形式和逻辑规则的值的范围信息来获取知识，它不能从一次观察中获取通用规则，但具有优化参数范围的功能。为了获取通用知识，多任务例子必须提供给这个系统，它的一部分功能是用来开发机器人技能获取系统，实践证明这个系统靠观察获取技能的主要功能对机器人技能获取也十分有用。我们相信它不仅对获取技能有用，而且也能获取人类专家的知识。本文并未解决交替翻译（转换）的处理和规则维护机理。TMS和ATMS机理对维护和获取规则库是有用的。获取的知识是逻辑形式，所以，逻辑编程中的部分求解技术对将这些规则改成有效规则集是十分有用的。

〔张凤鸣 译自“Proceedings of the International Conference on Fifth Generation Computer Systems 1988”，edited by ICOT, p. 1250-1258, 苏恩译校〕

## 下期主要内容预告

### 软件笔谈

一个基于PROLOG和GKS一体化的大型图形系统

并行推理机编译技术的研究

使用可重用构件合成软件

从Smalltalk语言的结构特征看“软插件”的形成

面向对象的数据库系统宣言

演绎数据库系统的研究和发展

分布式实时处理软件研究的若干问题

递归程序变换及其实验