# 可能性传播图模型的专家知识获取方法*)

An Expert Knowledge Acquisition Approach in Possibility Propagation Diagram

樊兴华[1] 张 勤[2] 黄席樾[1]

(重庆大学自动化学院 重庆400044)[1](重庆市科委 重庆400015)[2]

**Abstract** Comparing with the other approaches reasoning under uncertainties, the possibility propagation diagram approach can not only overcome difficulties in belief network but also deal with continue variables, which is useful for practice application especially in industry field. This paper presents an expert knowledge acquisition approach in possibility propagation diagram. It expresses expert knowledge with fuzzy method, then translates these expert knowledge into the form suited for possibility propagation diagram. This translation depends on the assumption which obeys the rule of information entropy maximal. It is important for practicality application of the possibility propagation diagram.

**Keywords** Expert knowledge, Fuzzy express, Knowledge acquisition, Reasoning under uncertainties, Possibility propagation diagram

## 1. 引言

人工智能的核心问题之一是如何表达已有知识以及如何应用已有知识进行分析处理或推理，以得到新的知识。其中，尤以不确定性知识表达和推理最为重要，也十分困难。但由于它很有现实意义，目前是国际上研究的热点。不确定的知识表达可分为两大类：一类是基于概率的方法，包括信度网[1]、马尔可夫网[2]以及PROSPECTOR[6]中使用的方法等。一类是非概率的方法，包括MYCIN的信度因子[7]、模糊逻辑[5]以及Dempster-Shafer[8]的证据理论等。非概率的方法虽然在各自的应用领域都取得了一定成果，但在运用过程中人们越来越意识到这类方法的不足。目前，以信度网为代表的概率方法已成为不确定性知识表达的主流方法。信度网又名贝叶斯网络，是一个有向无环的图形结构。它具有理论上的严格性和一致性，以及有效的局部计算机制和直观的图形化知识表达。然而，信度网络也存在许多不足：如处理多连通问题和因果循环问题的方法复杂，计算量大；采用条件概率表达因果关系强度不直观，数据之间存在相依性；较难根据实时收到的信息对知识库中的数据和因果结构进行在线修改；没有考虑条件概率随时间动态变化等问题。

1994年张勤教授提出了另一种基于概率的知识表达方法——"基于动态因果树/图的概率推理"[1]。该方法通过引入布尔逻辑运算的方法，克服了上述信度网之不足，具有如下一些显著的特点：完全基于概率论，有良好的理论基础；对网络的拓扑结构没有限制(不要求通常使用的DAG图)，可根据实际情况任意构造自己的网络；在网络中引入了逻辑门，使得对因果关系的表达更加清晰、自然、容易理解、便于解释；采用直接因果强度而不是条件概率，避免了在给定知识时知识间的相关性问题，符合客观实际，更便于知识表达；具有灵活的推理方式，既能由因到果：P(X|Causes)，也可由果到因：P(X|Evidences)，还可因果混合：P(X|Causes & Evidences)；在结构中引入了动态特性，能根据客观情况的变化动态变换网络结构，使之更符合当前时刻的客观实际，总的来讲，该方法可以更有效地模拟客观世界，得到更加准确的推理结论。

在上面介绍的各种不确定性推理的处理方法中，大都只能处理离散变量。然而，实际上许多变量不是离散而是连续的。比如，病人的头痛、发烧昏迷等等。而且，在两个变量之间的因果强度可以按照两个变量的取值连续变化，例如，某人的发烧引起他的头痛，他发烧的温度越高，那么他头痛的程度就越厉害，这样发烧引起头痛的概率是按照发烧的温度和头痛的程度而变化的。另一方面，人们通常希望知道的不仅仅是事件发生的概率，同时也希望得到它的分布。而且观察到变量的连续值包括了可使我们用于推断事件发展程度的有用信息，但上述这些处理离散变量的方法不能使用这些信息。为了解决这些问题，张勤教授在动态因果图模型的基础上，于1999年提出了"不确定性条件下连续变量可能性传播图"模型[3]。该模型给出了模型定义和有效的推理计算方法，有效地解决了连续变量的不确定性知识表达和推理问题，有很大的工程实用价值，特别适用于工业应用[4]，因为这一领域因果关系非常清楚、具有显著流程动态特征。

*)本文受博士点基金和重庆市科委攻关项目《面向工业应用的智能开发平台及系统研究》资助。樊兴华 博士研究生；张 勤 教授，博士生导师；黄席樾 教授，博士生导师。

可能性传播图模型是建立在一个重要的假设基础之上，即假设具体的模型结构和模型所需的专家知识已由领域专家给出。在实践中，要求领域专家针对某一具体问题画出其模型结构，并给出符合该模型推理的知识，这是相当困难的，这也是包括信度网在内的其它不确定性推理方法在实际应用中受到限制的一个重要原因。笔者将探讨在可能性传播图模型的推广应用中必须解决的关键问题之一：如何有效地获取领域专家知识问题，即如何选择一种符合领域专家习惯且方便其表达的知识表达方式从专家处获取知识，如何通过一种有效的方法将获取的专家知识转变成适合模型推理的知识表达方式，这对该模型在实际中的推广使用有着重要的意义。我们解决此问题的思路是：不直接要求领域专家给出模型所需知识，而是让专家用模糊的方法给出其知识表达，再根据最大熵原则作出的假设将专家给出的知识转化为模型推理所需要的知识表达形式。

## 2. 可能性传播图模型中的专家知识获取问题

可能性传播图模型中的专家知识获取问题就是从领域专家处获得连接事件的连接强度函数。该问题可描述如下：

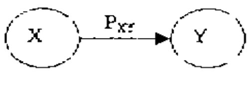


图1　因果关系图

如图1所示，圆圈表示一个节点事件；有向边表示一个连接事件，它表示一个原因引起一个结果发生的因果关系，如图中 X 为原因，称为原因事件；Y 为结果，称为结果事件；$P_{XY}$称为连接事件。X 和 Y 均为连续随机变量，其取值范围分别为$[x_s, x_e]$和$[y_s, y_e]$，$x$ 为 X 的一个特定取值，$y$ 为 Y 的一个特定取值，$P_{XY}$的取值 $P_{xy}$称为连接强度函数，表示原因事件 X 发生时引起结果事件 Y 发生的二维连续概率密度函数，其取值由 X 的取值 $x$ 和 Y 的取值 $y$ 决定，即 $P_{xy}(x,y)dy = P_r\{x$ 引起 $y$ 在这个很小范围 $dy$ 内发生$\}$，$P_{xy}(x,y)$简写为 $P_{xy}$。

连接强度函数表示任意给定原因变量的某一特定取值 $x$，其结果变量的取值 $y$ 以概率的形式发生，可用图2表达连接强度函数的意义，图中当 X 取值 $x_0$时，Y 以概率的形式在其取值范围内发生，概率密度曲线 $P_{x0y}$，如图中虚线所示。当 X 取值 $x_1$时，Y 以概率的形式在其取值范围内发生，概率密度曲线 $P_{x1y}$，如图中实线所示。显然满足

$$\int_{y_s}^{y_e} p_{xy}(x,y)dy = 1 \tag{1}$$

在可能性传播图模型的知识表达和推理计算中，假设连接事件的连接强度函数已由领域专家给出，而在实际应用中，要求领域专家给出这么复杂的函数是不切实际的，在实践上也行不通。

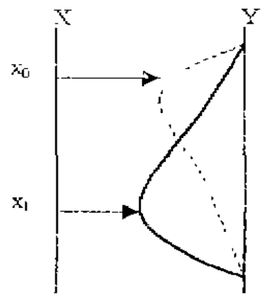


图2　连接强度函数示意图

## 3. 专家知识的模糊表达

直接从领域专家处获取连接强度函数存在巨大困难，现采用模糊的方法来表达领域专家的知识。对领域专家知识的模糊表达分为四个步骤：

(1)对原因事件 X 和结果事件 Y 进行离散化。根据实际问题的需要，将原因事件 X 和结果事件 Y 分别划分为几个小事件。如发烧引起头痛，发烧为原因事件 X，头痛为结果事件 Y。则根据人们的习惯将发烧分为低烧、中烧和高烧三个事件，将头痛分为轻微、较严重、严重和很严重四个事件。设将原因事件 X 分成 M 个小事件，每个小事件记为 $X_i$，$i \in [1, M]$，它仍为随机变量。将结果事件 Y 分成 N 个小事件，每个小事件记为 $Y_j$，$j \in [1, N]$，它仍为随机变量。

(2)确定每个小事件的取值范围和相邻小事件间的模糊范围，将原因事件 X 的取值范围$[x_s, x_e]$分割为每个小事件 $X_i$ 的取值范围$[x_{is}, x_{ie}]$，并保证每个小事件的取值范围不重叠，且满足全体小事件的取值范围覆盖 X 的取值范围。即满足 $x_{1s} = x_s$，$x_{Me} = x_e$，当$0<i<M$ 时 $x_{is} = x_{(i-1)e}$，$x_{ie} = x_{(i+1)s}$。

同理，将结果事件 Y 的取值范围分割为每个小事件 $Y_j$ 的取值范围$[y_{js}, y_{je}]$，且满足 $y_{1s} = y_0$，$y_{Ne} = y_e$，当$0<j<N$ 时 $y_{js} = y_{(j-1)e}$，$y_{je} = y_{(j+1)s}$。

为了表达人们对事件定义的不精确性问题，对上面定义的每一个小事件需进行模糊化。即将相邻事件间的某一范围确定为模糊范围。如发烧引起头痛问题，设37℃～38.5℃ 为低烧，38.5℃～40℃ 为高烧，由于人们对低烧和高烧的界限存在模糊性，可取38℃～39℃ 为模糊范围，即在38℃～39℃ 范围内的取值既属于低烧又属于高烧，只是属于低烧和属于高烧的隶属度不一样而已。设原因变量中事件 $X_i$ 和 $X_{i+1}$的模糊范围为$[x_{ie} - a_i, x_{ie} + a_i]$，$0<i<M$，结果变量中事件 $Y_j$ 和

$Y_{j+1}$的模糊范围为$[y_{je}-b_j, y_{je}+b_j]$，$0<j<N$。

（3）确定每个小事件的隶属函数。为了方便，可采用如下两种图形来构造隶属函数。

①降半梯形分布，如图3所示，隶属函数为：

$$u_A(x)=\begin{cases}1, & x\leqslant a_1\\ \dfrac{a_2-x}{a_2-a_1}, & a_1<x\leqslant a_2\\ 0, & a_2<x\end{cases}$$

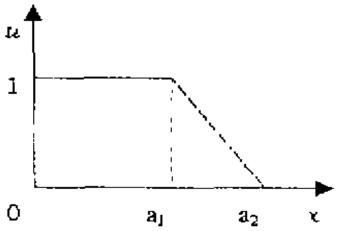


图3　降半梯形分布曲线

②升半梯形分布，如图4所示，隶属函数为：

$$u_A(x)=\begin{cases}0, & x\leqslant a_1\\ \dfrac{x-a_1}{a_2-a_1}, & a_1<x\leqslant a_2\\ 1, & a_2<x\end{cases}$$

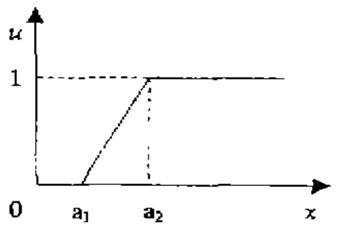


图4　升半梯形分布曲线

则原因变量中各个事件 $X_i$ 的隶属度函数可表示为：

$$u_{X_1}(x)=\begin{cases}1, & x_l\leqslant x<x_{1e}-a_1\\ \dfrac{x_{1e}+a_1-x}{2a_1}, & x_{1e}-a_1<x\leqslant x_{1e}+a_1\end{cases} \tag{2}$$

$$u_{X_M}(x)=\begin{cases}\dfrac{x-x_{M0}+a_{M-1}}{2a_{M-1}}, & x_{M0}-a_{M-1}\leqslant x\leqslant x_{M0}+a_{M-1}\\ 1, & x_{M0}+a_{M-1}<x<x_l\end{cases} \tag{3}$$

当$1<i<M$时

$$u_{X_i}(x)=\begin{cases}\dfrac{x-x_{i0}+a_{i-1}}{2a_{i-1}}, & x_{i0}-a_{i-1}\leqslant x<x_{i0}+a_{i-1}\\ 1, & x_{i0}+a_{i-1}\leqslant x<x_{ie}-a_i\\ \dfrac{x_{ie}+a_i-x}{2a_i}, & x_{ie}-a_i\leqslant x\leqslant x_{ie}+a_i\end{cases} \tag{4}$$

结果变量中各个事件 $Y_i$ 的隶属度函数可表示为

$$u_{Y_1}(y)=\begin{cases}1, & y_l\leqslant y<y_{1e}-b_1\\ \dfrac{y_{1e}+b_1-y}{2b_1}, & y_{1e}-b_1<y\leqslant y_{1e}+b_1\end{cases} \tag{5}$$

$$u_{Y_N}(y)=\begin{cases}\dfrac{y-y_{N0}+b_{N-1}}{2b_{N-1}}, & y_{N0}-b_{N-1}\leqslant y\leqslant y_{N0}+b_{N-1}\\ 1, & y_{N0}+b_{N-1}<y<y_l\end{cases} \tag{6}$$

当$1<j<N$时

$$u_{Y_j}(y)=\begin{cases}\dfrac{y-y_{j0}+b_{j-1}}{2b_{j-1}}, & y_{j0}-b_{j-1}\leqslant y<y_{j0}+b_{j-1}\\ 1, & y_{j0}+b_{j-1}\leqslant y<y_{je}-b_j\\ \dfrac{y_{je}+b_j-y}{2b_j}, & y_{je}-b_j\leqslant y\leqslant y_{je}+b_j\end{cases} \tag{7}$$

（4）确定事件之间的影响关系概率表。给定原因事件 $X_i$，结果事件 $Y_j$ 以概率的形式发生。要求领域专家给出每一个原因事件 $X_i$ 发生时，引起各个结果事件 $Y_j$ 发生的概率 $Pr_{ij}$，应满足

$$\sum_{j=1}^{N} Pr_{ij}=1 \tag{8}$$

如发烧引起头痛问题，设 $X_1$ 为低烧，$X_2$ 为中烧，$X_3$ 为高烧，$Y_1$ 为轻微，$Y_2$ 为较严重，$Y_3$ 为严重，$Y_4$ 很严重。则对应的影响关系概率表如表1所示，表中第一行表示低烧引起头痛程度轻微的概率为0.4，较严重的概率为0.3，严重的概率为0.2，很严重的概率为0.1；第二行表示中烧引头痛程度轻微的概率为0.2，较严重的概率为0.3，严重的概率为0.3，很严重的概率为0.2；第三行表示高烧引起头痛程度轻微的概率为0.1，较严重的概率为0.2，严重的概率为0.3，很严重的概率为0.4。

表1　发烧引起头痛的影响关系概率表

| $Pr_{ij}$ \ $Y_j$ \ $X_i$ | $Y_1$ | $Y_2$ | $Y_3$ | $Y_4$ |
|---|---|---|---|---|
| $X_1$ | 0.4 | 0.3 | 0.2 | 0.1 |
| $X_2$ | 0.2 | 0.3 | 0.3 | 0.2 |
| $X_3$ | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 |

## 4. 模糊表达的专家知识向连接强度函数的转变

最大熵原则：无信息先验分布应取参数的变化范围内熵最大的分布。可以证明[9]，随机变量（或随机向量）的熵为最大的充分必要条件是随机变量（或随机向量）为均匀分布。

对影响关系概率表作如下理解：认为专家在给出原因变量 $X_i$ 引起结果变量 $Y_j$ 的概率 $Pr_{ij}$时，专家是给定 $X_i$ 的取值 $x$，且 $u_{X_i}(x)=1$，它引起 $Y_j$ 以概率的形式在其取值范围内发生，设此概率密度函数为 $f_i(y)$，满足：

$$Pr_{ij}=\int_{Y_j} f_i(y)\,dy \tag{9}$$

定义平均密度函数值 $C_{ij}$：当原因变量 $X_i$ 的取值 $x_0$的隶属度函数 $u_{X_i}(x_0)=1$时，它引起结果变量 $Y_j$ 在

其取值 $y_j$ 的隶属度函数 $u_{Y_j}(y_0)=1$ 时，连接强度函数的值 $P_{x_0 y_0}$，它是一个常数用 $C_{ij}$ 表示。

定义标准密度函数 $f_i(y)$ 当原因变量 X 的取值 $x_0$ 的隶属度函数 $u_{X_i}(x_0)=1$ 时，它引起结果变量 Y 在其取值范围内的连接强度函数 $P_{x_0 y}$，它是 $y$ 的函数用 $f_i(y)$ 表示。

我们采用隶属函数为升梯形和降梯形的组合，为线性函数，根据最大熵原则我们做如下两个假设：

Ⅰ.原因变量事件 $X_i$ 所对应的引起结果变量 $Y_j$ 的概率密度函数与其隶属度 $u_{X_i}$ 成正比关系；

Ⅱ.给定原因变量 $X_i$ 的取值 $x$ 时，结果事件的概率密度函数分布与结果变量的隶属度 $u_{Y_j}$ 成正比关系。

对假设Ⅰ可理解为：结果事件在其模糊化前的概率密度函数分布服从均匀分布，它满足最大熵原则，模糊化后的概率密度函数分布与其隶属度成正比。

对假设Ⅱ可理解为：模糊化前原因变量事件 $X_i$ 的所有取值 x 引起 y 发生的概率密度函数是相同的，它满足最大熵原则，模糊化后的概率密度函数分布与其隶属度成正比。

通过下面三个步骤可将模糊表达的专家知识转化为连接强度函数的形式。

1.计算平均密度函数值 $C_{ij}$　由假设Ⅱ有：

$$f_i(y)=C\cdot u_{Y_j}(y) \tag{10}$$

式中 $u_{Y_j}(y)$ 为结果事件 $Y_j$ 的隶属函数。

将(10)式代入(9)式有

$$Pr_{ij}=\int_{y_{j0}-b_{j-1}}^{y_{j1}+b_j} f_i(y)dy=\int_{y_{j0}-b_{j-1}}^{y_{j1}+b_j} C_{ij}\cdot u_{Y_j}(y)dy$$
$$=C_{ij}\cdot(Y_{jt}-y_{j0})$$

则 $C_{ij}=Pr_{ij}/(y_{jt}-y_{j0})$ (11)

2.计算标准密度函数 $f_i(y)$　当 y 为事件 $Y_j$ 的取值，且 $u_{Y_j}(y)=1$ 时

$$f_i(y)=f_i(y) \tag{12}$$

当 $y$ 处于 $Y_j$ 和 $Y_{j+1}$ 的模糊区时，采用模糊加权的办法：

$$f_i(y)=f_i(y)u_{Y_j}(y)+f_{i+1}(y)u_{Y_{j+1}}(y) \tag{13}$$

将(10)和(11)式代入(12)和(13)式整理得

$$f_i(y)=\begin{cases}\dfrac{Pr_{i,j-1}}{y_{j-1t}-Y_{j-1,0}}\cdot\dfrac{y-y_{j0}+b_{j-1}}{2b_{j-1}}, & y_{j0}-b_{j-1}\leqslant y<y_{j0}+b_{j-1}\\ Pr_{ij}/(y_{jt}-y_{j0}), & y_{j0}+b_{j-1}\leqslant y<y_{jt}-b_j\\ \dfrac{Pr_{ij}}{y_{jt}-y_{j0}}\cdot\dfrac{y_{jt}+b_j-y}{2b_j}, & y_{jt}-b_j\leqslant y\leqslant y_{jt}+b_j\end{cases} \tag{14}$$

3.计算连接强度函数　由假设Ⅰ有：

当 x 为事件 $X_i$ 的取值，且 $u_{X_i}(x)=1$ 时

$$P_{xy}=f_i(y) \tag{15}$$

当 x 处于 $X_i$ 和 $X_{i+1}$ 的模糊区时，采用模糊加权的办法

$$P_{xy}=f_i(y)u_{X_i}(x)+f_{i+1}(y)u_{X_{i+1}}(x) \tag{16}$$

将(14)式代入(15)和(16)式整理得

$$P_{xy}=\begin{cases}f_i(y)\cdot\dfrac{x-x_{i0}+a_{i-1}}{2a_{i-1}}+f_{i-1}(y)\cdot\dfrac{x_{i0}+a_{i-1}-x}{2a_{i-1}}, & x_{i0}-a_{i-1}\leqslant x<x_{i0}+a_{i-1}\\ f_i(y), & x_{i0}-a_{i-1}\leqslant x<x_{it}-a\\ f_i(y)\cdot\dfrac{x_{it}+a_i-x}{2a_i}+f_{i-1}(y)\cdot\dfrac{x_{it}+a_i-x}{2a_i}, & x_{it}-a_i\leqslant x\leqslant x_{it}+a_i\end{cases} \tag{17}$$

**结论**　不确定性的知识表达和推理是人工智能中的一个重要问题，基于概率的知识表达和推理是解决不确定性的知识表达和推理的重要方法。和其它不确定性的知识表达和推理的方法相比，可能性传播图模型能够处理连续变量，且克服了信度网的一些不足，具有重大的实用价值，特别适合于工业应用。本文通过模糊的方法，采用隶属度函数和原因结果影响关系概率表来表达专家知识，在基于最大熵原则的假设下，导出了连续强度函数的表达式，实现了模糊表达的专家知识向适合于可能性传播图推理的知识表达方式的转变，从而较好地解决了可能性传播图模型在实际推广应用中的领域专家知识获取这一关键问题，这对可能性传播图模型的实际推广应用具有重要的意义。

## 参考文献


1 Zhang Qin. Probabilistic Reasoning based on Dynamic Causality Tree/Diagrams. Reliability Engineering and System Safety, 1994, 46: 209～220

2 Judea P. Probabilistic Reasoning in intelligent systems: network of plausible inference Morgan Kanfmann Publisbers, Inc., San Mateo, CA 1988

3 Zhang Qin. A Continuous Possibility Propagation Diagram Approach for Reasoning under Uncertainty 内部资料

4 Zhang Qin. A Frequency Based Fault Influence Propagation Diagram for Fault Diagnosis of Process Systems under Uncertainty and Continuous Variables 内部资料

5 Zadeh L A. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems. Fuzzy Sets and Systems, 1983, 11: 199～227

6 Duda R O. Development of the PROSPECTOR consulation system for mineral exploration, final report. SRI international, 1978

7 Shortliffe E H A model of inexact reasoning in medicine Math. Biosci, 1975, 23: 351～379

8 Shafter G. A Mathematical Theory of Evidence. Princeton University Press, Princeton, NJ, 1976

9 张尧庭，陈汉峰. 贝叶斯统计推断[M] 北京 科学出版社，1991