Management Science and Research
June 2013, Volume 2, Issue 2, PP.16-22

A Knowledge Based Evaluating Function for Decision Making

Qing Zhou*[#]*, Jianwen Lin, Zhijian Huang

1. The Software Institute，Zhongshan University, Guangzhou, Guangdong, 510275, P.R.China;

2. Bingzheng E-government Research Institute, Guangzhou, Guangdong, 510033, P.R.China;

3. Information Center，Shenzhen Huachengfeng Industrial Company Limited, Shenzhen, Guangdong, 518057, P.R.China

Email: lnszq@mail.sysu.edu.cn

Abstract

A decision evaluating function, proposed in this paper, is obtained from the analysis on the objectives, knowledge and evidence in our hand. Samples mainly of previous experimental results and experience have been fully utilized, of which the qualified can be distinguished; as the most noticeable merit of evaluating function. In this paper, the structure of evaluating function along with its relevant terms has been identified in details. The realization of evaluating function is through logical program set in computer, meanwhile, its applications are great, such as, machine learning, GA, neural network and so on.

Keywords: Decision Evaluating Function; Decision-Making; Knowledge Based

基于知识的决策评价函数

周青，林剑文，黄志坚

中山大学软件研究所，广东 广州 510275

广州市秉政电子政务研究所，广东 广州 510033

深圳市华成峰实业有限公司信息中心，广东 深圳 518057

摘　要：本文提出了一个决策评价函数，这个评价函数是通过对决策的目标、已经掌握的知识和证据进行分析而得到的。过去的经验和实验的结果作为样本在评价函数中有很好的使用；合格的样本可以从所有的样本中清楚地区分出来，这也是这个评价函数一个重要的好处。所有的有关概念都给出了清楚的定义，评价函数的构造有详细的描述。这个评价函数可以通过逻辑程序设计在计算机上实现并且可以在许多决策工具中使用，如机器学习，遗传算法、神经网络等。

关键词：决策评价函数；决策；基于知识

引言

日常我们都需要做大量的决策，决策过程一般的可以理解成为对不同备选方案的评价，然后选择一个最佳的方案的过程，一个理性的决策通常需要经过以下步骤：

1) 列出决策问题，明确决策目标。

首先是要清晰列出需要决策的是什么问题，特别是要清楚需要达到的目标是什么。这里的目标包括正目标和反目标。正目标即我们希望能做到的，对我们有益的效果；反目标是我们希望避免的，对我们不利的结果。

2) 找出所有可能的备选解决方案。

在做决策前，应尽可能把所有的备选答案都列出，如果没有备选方案，则整个决策的基础就不存在了。

3) 找出尽可能多的与决策相关的事实。

在列出备选方案后，我们需要将与各个备选方案相关的事实都尽可能地罗列出来，形成证据集，以便于决策分析。

4) 利用决策问题所涉及的相关领域的知识以及所找到的各种事实，分析每一个候选方案会给我们带来的好处和坏处，并将结论和与此问题类似的别人的解决方案的执行结果相比较，加以确认。

决策一般需要了解相关领域的知识，也就是要建立一个知识库。同时，还需要将过去的经验以及其他类似情况下的案例作为参考形成样本集。

5) 根据以上分析结果，选择可以为我们带来最大的好处和最小的坏处的备选方案。

以上五个步骤中，最关键的是第四个步骤，也就是如何形成决策评价函数，这是整个决策过程的关键，因此，评价函数可以在许多决策工具中广泛使用，如机器学习，遗传算法、神经网络等。

目前文献中，构造决策评价函数的方法有很多种，其中基于概率和统计的方法占大多数．这些方法往往忽略了知识的作用，而且无法保留经典逻辑的简洁性和无二义性。而我们认为，对于一个理性的决策，知识比实验和经验更可靠。因此本文中，我们将在经典逻辑的范围内，采用基于知识的不确定推理方法构造决策评价函数。

1 初始评价函数

1.1 正目标和反目标的支持度

令 $\boldsymbol{T}$ 为一阶逻辑系统，一阶语言 L 为 T 的语言。

*p:*表示“问题(problem) ”。从语义上说 p 是一个可能具有不同答案的问题，而我们希望能够通过推理得到每个答案的可信程度。

*O:*是一个谓词，语义上表示决策的正目标。

*AO:*是一个谓词，语义上表示决策的反目标；这里，我们要求：$AO \neq \neg A$ and $AO \rightarrow \neg A$。

*K:*表示“知识库(corpus of knowledge) ”。它是由有穷多个 L 的公式组成。我们还假定 K 是协调的。从语义上说 K 是我们已知的关于问题 p 的确定知识的集合。

E: 表示“证据库(evidence set) ”。它是由有穷多个 L 的闭公式组成。从语义上说 E 是我们已知的关于问题 p 的确定事实的集合。同时，我们还假定 $K \cup E$ 是协调的。

*A:*表示有穷的动作集合。a_i是一个函数符号，其语义是一个动作。记作 $A=\{a_1, a_2, \ldots, a_n\}$。我们的决策就是要在 A 中选择一个“动作”。

*S:*表示“样本库”。样本库的元素具有形式$a_i(t) = r$，其中t和r是无变元项。它表示动作a_i作用在个体t上得到结果r。

X 为 L 的一个公式集。如果 L 的一个闭公式 A 可以通过 X 推理得到，我们用 $X \vdash A$ 来表示这种情况。

定义 2-1：

h 是一个命题。K 是一个由逻辑公理、反映某一领域的基本规律等内容组成的知识库，且 K 是协调的。如果 $K \vdash h$ 或 $K \vdash \neg h$，则称 h 在 K 中是可判的(decidable) ，否则称 h 在 K 中是不可判的(undecidable)。

假定有一个推理系统 T 和一个需要解决的问题 p。现实中 T 的知识往往是不完备的，无法直接从 T 中通过推理得到 p 确定的答案，只能从可能的答案a_1，a_2，…，a_n中选择一个最能够接近目标的答案，这就需要采用不确定推理的方法。因此有以下定义：

定义 2-2：

如果命题 h 在 K 中是不可判的，则称 h 在 K 中是不确定的(uncertain) 。

命题的不确定性在模型理论中可以表述如下:

设 K 是一个形式语言 L 上的命题集。我们要在 K 中判断 L 的一个命题 h 是真还是假。如果 K 是不完备的，K 有许多模型。在这些模型中有一些接受 h 为真，而另一些接受 h 为假。我们知道在 K 的模型中有一

个满足要求的模型，但我们无法知道是哪一个。也就是说，如果无法知道 K 的哪一个模型在判定 h 真值这个问题上是所需的，则称 h 在 K 中是不确定的。

通常情况下，我们需采取某个动作来达到目标。作为决策问题来说，有几个可供选择的动作a_1，a_2，...，a_n，选择哪个动作使之最有可能达到目标，就是所谓的决策。然而，动作只能表示成为函数，而以上所定义的假设都是谓词。于是，我们作以下定义：

定义 2-3：

设 take 是一个谓词，take（$a_i(x)$）表示对 x 执行动作a_i。令 take（$a_i(x)$）=h_i，h_i代表备选决策方案。

定义 2-4：

设h_i为语言 L 的闭公式，O、AO 分别是正目标和反目标，则h_i与 O，AO 在 $K\cup E$ 中的“相容结果集”$D_{x,h_i}(x\ is\ O\ or\ AO)$分别定义为

$$D_{O,h_i}=\{C: K\cup E\vdash C，且 K\cup\{O\}\vdash C，且 K\cup\{h_i\}\vdash C\}-\{C: K\vdash C\}$$

$$D_{AO,h_i}=\{C: K\cup E\vdash C，且 K\cup\{AO\}\vdash C，且 K\cup\{h_i\}\vdash C\}-\{C: K\vdash C\}$$

从以上定义可以看出由于集合$\{C: K\vdash C\}$已从公式中减去，E 中与h_i无关的证据得到的逻辑推论都被排除在相容结果集之外。这一点是完全符合证据理论的要求的。

D_{O,h_i}包含了 L 中那些使 $K\cup E\vdash C$ 和 $K\cup\{O\}\vdash C$ 和 $K\cup\{h_i\}\vdash C$ 在推理中一致的逻辑推论，这个相容集的意义是：每一个D_{O,h_i}中的命题都是目标 O 的推论，所以它具有目标 O 的部分特性，因而它可以表示好处；同时，它又是证据的推论，说明它可以被收集到的事实所确认；最后它还是备选项的推论，说明如果我们取这个备选项作为我们的决策，我们就会获得这样的结果，也就能取得这样的好处。

对D_{AO,h_i}我们可以从反方向作同样理解。

以上这样的逻辑推论可以有无穷多，所以我们需要对D_{O,h_i}和D_{AO,h_i}作等价类划分以避免无穷数的计算:

对 C，$G\in D_{O,h_i}$或D_{AO,h_i}，如果对所有 $E'\subseteq E$，$K\cup E'\vdash C$ 当且仅当 $K\cup E'\vdash G$ 成立，我们称 C，G 在D_{O,h_i}或D_{AO,h_i}中等价，记为 $C\sim G$.我们特别规定 K 的所有逻辑推论都是等价的，因为它们都是被接受为真的，在推理过程中所起的作用是一样的，所以这个规定是合理的。很明显～是一个在D_{O,h_i}或D_{AO,h_i}上的等价关系，于是有如下定义：

定义 2-5：

B_{O,h_i}是 O，$\mathrm{h_i}$在D_{O,h_i}上的等价类划分: $B_{O,h_i}=\{U: U\subseteq D_{O,h_i}$且对所有 C，$G\in U$，$C\sim G\}$。

B_{AO,h_i}是 O，$\mathrm{h_i}$在D_{AO,h_i}上的等价类划分: $B_{AO,h_i}=\{U: U\subseteq D_{AO,h_i}$且对所有 C，$G\in U$，$C\sim G\}$。

根据以上定义我们有下面的引理。

引理 1.　对于任何i，B_{O,h_i}和B_{AO,h_i}都是有穷的。

证明.　因为 E 是有穷的，所以只可能有有穷多个子集.根据定义 2-4 和定义 2-5，B_{O,h_i}的等价类的数量不可能大于 E 的幂集中的元素个数。所以B_{O,h_i}是有穷的。

同理，B_{AO,h_i}是有穷的。

证毕。

通过以上处理，我们对每一个B_{O,h_i}和B_{AO,h_i}都能进行量化处理，这样就能通过对每个备选方案的计算确认其带来的结果。

1.2　构建初始评价函数

为对所有的备选方案做出一致的评价，有以下定义：

定义 2-6：

令 $H=\{h_1，h_2，...，h_n\}$ 为关于决策问题的选项集。对任何闭公式$h_i\in H$，h_i的“初始评价函数(initial evaluation function)” $IE(h_i, H)$ 定义为:

$$IE(h_i,H)=\frac{|B_{O,h_i}|-|B_{AO,h_i}|}{|\cup_{j=1}^{n}B_{O,h_j}\cup\cup_{j=1}^{n}B_{AO,h_j}|} \tag{2-1}$$

根据以上定义，我们还可以很容易得到 $IE(h_i, H)$ 是可由逻辑程序设计来执行的。

有了上述关于在备选方案集 H 中每个备选方案h_i的评价值，在不考虑其他因素的情况下，我们就可以将具有最大评价值的备选方案h_i作为关于问题的最好决策，因为这说明h_i在所有的备选方案中能够使我们获得最多的好处和最少的坏处，即：以现有的知识和证据为基础，它和正目标的重合度最高，和反目标的重合度最低。据此接受h_i是最合理的。

基于 *IE* 我们的决策方案应当这样，找到h_i，使h_i满足以下条件：对于所有的 j，$j\neq i$, $IE(h_i, H)>IE((h_j, H)$。

2 样本评价函数

初始评价函数引导决策过程中使用知识和证据，然而在现实生活中，人们在做出决定前，一般会参考过往的经验或者是别人的做法，在这里我们把这些事实称之为样本，所有的样本构成样本空间。目前一般使用统计的方法来处理样品，这对样品的数量和质量有较高要求，而且意味着繁重的工作和可能达不到预期的结果。因此，需要提供一个可靠的样本评价函数对决策提供更有效和可靠的支持。

2.1 合格样本

样本空间是一个项的集合 $S=\{s_1, s_2, \ldots, s_n\}$。每个样本$s\in\{s_1, s_2, \ldots, s_n\}$之前都被$a_1, a_2, \ldots, a_n$中的某个动作作用过。我们希望使用这些样本来帮助决策。为此我们需要找出合格的样本。所谓合格的样本，就是指与要做决策动作的对象 x 相类似的对象。在逻辑系统中表现为：如果对于所有的谓词 q，q（x）当且仅当 q（s），这里，s 是样本，x 是需要做决策的对象。我们把这样的 s 称为合格样本。如果不满足 q（x）当且仅当 q（s）的条件，则是不合格样本。我们只需要对合格样本进行支持度的分析。以下我们对此作更清晰的定义：

定义 3-1：

设 x 是我们要做决策的对象，样本 $s\in S$。对于 L 中的任何谓词 q，如果 $K\cup E\vdash q(x)$，当且仅当 $K\cup E\vdash q(s)$ 时，则称 s 是决策对象 x 的合格样本，我们将其记为 t，相对的，我们用 $T=\{t_1, t_2, \ldots, t_n\}$表示所有合格的样本集合。

由于是在一阶逻辑里进行讨论，所以，我们可以对样本集合进行合格性考察，也就是说，我们可以抽取出与决策对象类似的样本，进而进行样本分析。这也是本文的优势之一。

2.2 合格样本的支持度计算

在明确合格样本的概念后，我们再讨论所有合格样品对决策的支持度。

假设决策的对象为 x，take ( )是一个谓词，可对备选方案执行 take ( )动作。现在我们有$t_1, t_2, \ldots, t_m$个合格样本，需要在 take $(a_1(x))$，take $(a_2(x))$，…，take $(a_m(x))$选项中确定一个备选项 take $(a_i(x))$作为我们的决策。

设 T 是合格样本集，$T=\{t_1, t_2, \ldots, t_m\}$。我们对样本$t_j$执行$a_i$动作的结果具有如下形式：

$$Take\text{-}p_o(a_i(t_j), k)\rightarrow B, \text{(3-1-1)}$$

$$Take\text{-}p_{Ao}(a_i(t_j), k)\rightarrow B, \text{(3-1-2)}$$

这里：$Take\text{-}p_o$，$Take\text{-}p_{Ao}$是谓词 take 的变形，由于需要分别考虑决策问题正目标 O 和反目标 AO，所以我们作了这种变形处理；B 是一个公式。$Take\text{-}p_o((a_i(t_j), k)\rightarrow B$ 和 $Take\text{-}p_{Ao}((a_i(t_j), k)\rightarrow B$，源于以下事实：

对样本t_j在第 k 次实验中采用过动作a_i；

第 k 次对t_j执行a_i的结果具有性质 B。

于是，以上公式说明，曾经对t_j执行过a_i动作并且得出 B 的结果。

由于以上公式，以及t_j是合格样本,它与对象 x 类似。如果对t_j执行了a_i后有结果 B，那么我们有理由希望，对 x 执行了a_i后就有同样的结果 B。

在知识库 K 中增加以下公式：

$$Take_o(\ (a_i(x)) \rightarrow B \quad (3\text{-}2\text{-}1)$$

表示：将对 x 执行a_i动作比较正目标的结果与对合格样本t_j执行a_i动作比较正目标的结果联系起来。

$$Take_{Ao}(\ (a_i(x)) \rightarrow B \quad (3\text{-}2\text{-}2)$$

表示：将对 x 执行a_i动作比较反目标的结果与对合格样本t_j执行a_i动作比较反目标的结果联系起来。

$$Take_o(a_i(t_j)) \rightarrow Take\text{-}\ p_o(a_i(t_j),\ k) \quad (3\text{-}3\text{-}1)$$

$$Take_{Ao}(a_i(t_j)) \rightarrow Take\text{-}\ p_{Ao}\ (a_i(t_j),\ k) \quad (3\text{-}3\text{-}2)$$

表示：样本t_j在第 k 次执行过动作a_i。

$$O \rightarrow B \quad (3\text{-}4\text{-}1)$$

表示：把正目标和样本的执行结果联系起来。

$$AO \rightarrow B \quad (3\text{-}4\text{-}2)$$

表示：把反目标和样本的执行结果联系起来。

根据，$K \cup \{Take_o\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash B$ (3-2-1)和 $K \cup \{Take_{Ao}\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash B$ (3-2-2)

推出：$B \in \{C{:}\ K \cup \{Take_o\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash C\ \}$，或 $B \in \{C{:}\ K \cup \{Take_{Ao}\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash C\ \}$。

根据公式(3-3-)，(3-3-2)推出：$K \cup \{Take_o(a_i(t_j))\} \vdash Take\text{-}\ p_o(a_i(t_j),\ k)$或 $K \cup \{Take_{Ao}(a_i(t_j))\} \vdash Take\text{-}\ p_{Ao}(a_i(t_j),\ k)$；

再由于样本结果：$Take\text{-}\ p_o(a_i(t_j),\ k) \rightarrow B$ (3-1-1)或 $Take\text{-}\ p_o(a_i(t_j),\ k) \rightarrow B$ (3-1-2)，

于是得到 $B \in \{C{:}\ K \cup \{Take_o\ \ (\ (a_i(x))\} \cup E \vdash C\ \}$或 $B \in \{C{:}\ K \cup\ \ \{Take_{Ao}\ \ (\ (a_i(x))\} \cup E \vdash C\ \}$

根据公式(3-4-1)，推出：$K\ \cup \{O\}\ \vdash B$,所以 $B \in \{C{:}\ K \cup \{O\}\ \vdash C\ \}$，

根据公式(3-4-2)，推出 $K\ \cup \{AO\}\ \vdash B$ 所以 $B \in \{C{:}\ K \cup \{AO\}\ \vdash C\ \}$。

$Take_o(\ (a_i(x))$为对 x 执行a_i动作比较正目标的结果，$Take_{Ao}\ \ (\ (a_i(x))$为对 x 执行a_i动作比较反目标的结果，O、AO 分别是我们的正目标和反目标，则$Take_o\ \ (a_i\ \ (x))$与 O，$Take_{Ao}(\ (a_i(x))$与 AO，在 $K \cup E$ 中的“相容结果集”$M_{i,j}$分别定义为

$$M_{O,a_i} = \{C{:}\ K \cup E \vdash C,\ 且\ K \cup\ \ \{O\}\ \vdash C,\ 且\ K \cup\ \ \{Take_o\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash C\} - \{\ C : K \vdash C\}$$

$$M_{AO,a_i} = \{C{:}\ K \cup E \vdash C,\ 且\ K \cup\ \ \{O\}\ \vdash C,\ 且\ K \cup\ \ \{Take_{Ao}\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash C\} - \{\ C : K \vdash C\}$$

从以上定义可以看出由于集合$\{\ C : K \vdash C\}$已从公式中减去，这表示集合中与$Take_o\ \ (a_i\ \ (t_j))$、$Take_o\ (\ (a_i(x))$、$Take_{Ao}\ \ (a_i\ \ (t_j))$、$Take_{Ao}\ \ (\ (a_i(x))$无关的逻辑推论都被排除在相容结果集之外。

对正目标，M_{O,a_i}包含了一阶语言 L 中那些使得 $K \cup E \vdash C$，并且 $K \cup \{O\}\ \vdash C$，并且 $K\ \cup\ \ \{Take_o\ \ (\ (a_i(x))\} \vdash C$ 在推理中是一致的逻辑推论。这个相容集的意义是：每一个M_{O,a_i}中的命题都是正目标 O 的推论，所以它具有正目标 O 的部分特性，因而如果属于它可以为实现正目标 O 带来好处；同时，它又是证据的推论，说明它可以被收集到的事实所确认；另外，它也是样本的推论，说明它是被已经发生的案例所确认的；最后它还是备选方案a_i的推论，说明如果我们对 x 执行这个备选方案a_i作为我们的决策，我们就有希望获得同样的结果，也就能取得同样的好处。

对反目标M_{AO,a_i}我们可以得出同样的支持。

对于样本的结果 B，如果 B 属于M_O则说明样本的这个属性对正目标 O 有支持度；如果 B 属于M_{AO}则说明样本的这个推论对反目标 AO 有支持度；如果 B 既不属于M_O也不属于M_{AO}则说明 B 与决策目标无关，我们将其弃置。

以上这样的属性（逻辑推论）可以有无穷多，所以我们需要对$M_{i,j}$作等价类划分以避免无穷数的计算:设：$u(a_i,t_j)$={C: K∪E⊢C，且 K∪ {O} ⊢C，且 K∪ {$Take_o$ ((a_i(x))}⊢C } - { C : K⊢C}，$ua(a_i,t_j)$={C: K∪E⊢C，且 K∪ {O} ⊢C，且 K∪ {$Take_{Ao}$ ((a_i(x))}⊢C } - { C : K⊢C}。 $u'(a_i,t_j)$是$u(a_i,t_j)$等价类集，$ua'(a_i,t_j)$是$ua(a_i,t_j)$等价类集。

2.3 样本的评价值计算

上节所定义的支持度是合格样本对某一方案支持做了做了量化分析，如果我们需要从综合的角度，对全部备选方案进行分析评价，那么我们需要使用新的评价工具，于是我们有以下定义：

定义 3-2：令 A={a_1，a_2，…，a_n}为关于决策问题的备选方案集，{t_1，t_2，…，t_m}为关于决策问题的合格样本集。对任何$a_i \in A$，“样本评价函数(sample evaluation function)”$SE(a_i,A)$定义为:

$$SE(a_i,A)=\frac{|\cup_{j=1}^{m}(u'(a_i,t_j)-ua'(a_i,t_j))|}{|\cup_{i=1}^{n}\cup_{j=1}^{m}(u'(a_i,t_j)\cup ua'(a_i,t_j))|} \tag{3-2}$$

根据以上定义，可以很容易得到$SE(a_i,A)$是可由逻辑程序设计来执行的。

有了上述关于在备选方案集中每个备选方案a_i的评价值，在不考虑其他因素的情况下，就可以将具有最大评价值的备选方案a_i作为问题的最好决策。因为通过对全部合格样本属性的推理、计算、对比、分析，a_i和正目标的重合度最高，和反目标的重合度最低，这说明a_i在所有的备选方案中能够使我们获得最多的好处和最少的坏处，据此接受a_i是最合理的。

3 决策评价函数

前面我们讨论过初始评价函数。面对需要决策的问题，如何在若干个备选方案中选择一个最优方案？显然我们可以利用知识对每个方案的支持度进行计算，进而通过初始评价函数得出各方案的评价值，最后选择评价值最高的作为决策方案。前面已经论述了这个方法的合理性和有效性。但在实际的工作和生活中，我们对于相类似的问题做过决策，其中有很多成功或失败的案例和经验。如果我们在做决策时，利用这些成功或失败的案例和经验，对我们做出正确的决策会更有好处。因此，我们在初始评价函数的基础上，引入和使用了合格样本，从而提出了一个较有价值的评价函数，即样本评价函数。

我们认为基于知识的决策评价函数应同时使用知识和样本，因此根据前面的论述，我们将初始评价函数和样本评价函数有机结合起来，希望得到理想的结果。为此，我们有以下定义。

定义 4-1：基于知识的决策评价函数定义为:

$$DE(a_i) = \alpha \times SE(a_i,t_j) + \beta \times IE(a_i,A). \tag{4-3}$$

这表示在进行决策时，选取DE最高值选项a_i作为最后的决策方案。

公式中的 α、β 是权重系数。其中，α 代表使用样本所计算样本评价函数值的权重，β 代表使用知识所计算初始评价函数值的权重。权重系数由使用者来确定，具体取决于实际情况。如果决策问题所在领域可以使用的知识较多，那么 β 的权重可以大一些；如果决策问题所在领域可以使用的样本较多，那么 α 的权重可以大一些；另外，我们还可以根据决策问题所在领域的发展状况对权重系数进行动态调整。总之，我们只要能找到一个平衡点，则决策评价函数就能发挥最佳的效用。

4 结论

通过本文的论述，我们可以清楚看到，基于知识的决策评价函数因为同时考虑了知识和样本变量，能将知识和样本对决策问题的支持有效地加以利用。与其他评价函数（例如采用统计概率方式）相比有明显的优势，总结如下：

第一、适用范围更广。基于知识的决策评价函数不仅在样本充足的情况下，能有效利用样本得出更优的解，就算是在样本不足或没有样本的情况下，依然能利用有限的样本和使用知识得到较优的解，这是其它决

策评价函数实现不了的。

第二、更加稳定可靠。这种工作在其他文献中通常是通过概率来实现的，因而无法判定样本是否和我们决策的对象一致，从而弱化了由概率论所得的结论的有效性。由于一般而言，知识比经验和案例更可靠，因此，由基于知识的决策评价函数得出的解在理论上有更高的效率和准确性。而且，只要输入决策目标项，建立起知识库，证据库，样本库等，这个函数的运算就可以由计算机完成，不需要人工干预，这也带来了更多的可靠性和稳定性。

第三、可以进行更为细致的分析。基于概率的决策评价函数通常只能判断对样本是否对目标成立有帮助，而不能进行更为细致的分析，即对每一样本只能判定目标是否对该样本成立；本文提出的决策评价函数可以判断该样本是否对目标有好处（部分目标）。这样我们就能更有效细致地对样本进行分析。

REFERENCES

[1] Tom M. Mitchell, Machine Learning. Newyard：McGraw-Hill, 1997.

[2] Dubois D., Prade H. Epistemicentrenchment and possibility logic. Artificial Intelligence, 1991, 50: 223~239.

[3] Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann.

[4] Q. Zhou and W. Peng, Uncertainty reasoning and decision-making, IIP2004. Beijing, P.R. China, Springer, 2004.

[5] Marco Zaffalon, Enrique Miranda. Con Adelman, Rachel. "'Such Stuff as Dreams Are Made On': God's Footstool in the Aramaic Targumim and Midrashic Tradition." Paper presented at the annual meeting for the Society of Biblical Literature, New Orleans, Louisiana, November 21-24, 2009

[6] Servative Inference Rule for Uncertain Reasoning under in completeness. Journal of Artificial Intelligence Research, 2009, 34: 757~821.

[7] Hüllermeier E. Similarity-based Inference as Evidential Reasoning. International Journal of Approximate Reasoning, 2001, 26: 67~100.

[8] Qing Zhou, Xiaofang Deng, James D. Jones, Kehui Zhang. A diagnosticsystem Based upon Knowledge and Experience. Springer Science Business Media, LLC 2008. Ann Oper Res (2009) 168: 267~290

[9] Qing Zhou, Wei Peng. The Uncertainty in the Classical Logic and Its Supporting Degree. Chinese Journal of Computer, 2006, 29:1882~1885

【作者简介】

周青，男，博士，主要研究方向为理论计算机科学、数理逻辑、人工智能。

黄志坚，男，中山大学计算机科学硕士 。主要研究范围：企业管理、理论计算机。

林剑文，男，硕士。主要研究范围：组织管理，信息工程，人工智能。