

复杂系统因果图合成建模方法研究

梁新元^{1,2}, 石庆喜²

LIANG Xin-yuan^{1,2}, SHI Qing-xi²

1.重庆大学 计算机学院, 重庆 400030

2.重庆工商大学 计算机科学与信息工程学院, 重庆 400067

1.College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China

2.College of Computer Science, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China

E-mail: lxy@swsc.com.cn

LIANG Xin-yuan, SHI Qing-xi. Composing modeling method for causality diagram of complex system. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(21): 179-183.

Abstract: Expert should firstly construct the model of CD in application. It is necessary to construct the model of CD (MCD) of CS. However, it is difficult to directly construct. It is valuable to study how to make a constructed MCD really reflect fact and reduce difference. To overcome the difficulty of the modeling of CDCS, a composing method for CCD is advised and verified by an example in this paper. This method can synthesize causality diagrams constructed by the same expert or by different experts respectively through multifold methods. The research shows that the composing modeling method for CD of CS is so feasible and effective that it simplifies the modeling of CD and offers an effective approach to tackling expert knowledge with CD.

Key words: Causality Diagram (CD); Complex System (CS); composing; model; expert; standardization

摘要: 因果图应用中, 专家首先要建立复杂系统的因果图模型。但是复杂系统因果图模型非常复杂, 专家直接构造非常困难。因此如何使构造的因果图能更真实地反映实际, 减少偏差, 是值得研究的问题。针对复杂系统建模困难, 提出了复杂因果图的合成方法, 可以对同一专家构造的因果图以及不同专家构造的因果图分别采用不同的方法进行合成。并通过实例进行了说明。研究表明: 复杂系统因果图合成建模法可行有效, 简化了因果图的建模方法, 为因果图处理专家知识提供了一条有效的途径。

关键词: 因果图; 复杂系统; 合成; 建模; 专家; 标准化

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.21.049 文章编号: 1002-8331(2008)21-0179-05 文献标识码: A 中图分类号: TP18

1 引言

复杂系统是由大量相互作用的单元构成的系统^[6]。复杂性的研究内容则是研究复杂系统如何在一定的规则下产生有组织的行为以及系统的进化所突现出来的行为^[18,19]。复杂性科学这一门被科学家誉为“21 世纪的科学”, 引起了学者的广泛关注和研究兴趣, 有一批国际和国内著名学者加入到这一领域的研究中^[17]。复杂系统的定性建模和定性控制试图根据系统的不完备知识, 对系统的输出与行为实现建模、预测与控制, 完成常规控制器无法完成的控制任务。定性推理能为信息不完全的复杂系统产生行为预测, 但推理分支可能出现组合爆炸, 限制了它的应用。复杂系统^[15]分析、建模与推理是复杂系统定性研究领域中的一个热点和难点。复杂系统定性建模指的是建立定性物理模型的过程。研究复杂系统^[15], 首先要分析复杂系统中各单元和要素之间的因果关系, 建立复杂系统的模型。本文拟采用因果图来建立复杂系统模型。

事物之间的因果关系是人们感兴趣的问题, 也是人工智能

研究的重要内容。因果关系在推理过程中起着重要的作用。因果定性推理是一种通过分析描述物理系统行为和关系的约束找出系统内部各个成分之间的因果结构的推理方法。因果定性推理^[13]的目标是通过分析得到对象之间的因果关系。因果推理是定性推理领域内的重要问题, 源于对物理系统中各变量之间的相互确定关系的讨论, 可用来对物理系统的行为进行推理、仿真及解释。因果推理^[14]首先要根据已有的各种关于系统的结构、行为和功能的知识构造出因果关系图。因果关系图是描述一个系统内各属性之间因果关系的基本模型^[21]。

在 De Kleer 和 Brown 的 ENVISION 中, 提出了虚构的因果性理论。不久, Iwasaki 和 Simon 提出了因果顺序理论。这些有影响的因果推理方法中, 因果决定关系在有向弧上只标注有+/-, 表示方向而没有效果中的强度概念, 既没有标明因果关系的类型, 也没有体现时间的作用。后来 Vescovi^[20]和 Iwasaki^[21]等人的 CFRL 中因果决定关系有向弧上除了注有+/-项外, 在时间上指出时序关系^[22]。

基金项目: 重庆市教育委员会科学技术研究项目 (No.KJ080711, No.KJ070708); 废油资源化技术与装备教育部工程研究重大项目 (No.07011303)。

作者简介: 梁新元 (1971-), 男, 汉族, 副教授, 博士后, 研究方向: 人工智能, 因果图, 故障诊断; 石庆喜 (1973-), 男, 汉族, 副教授, 博士, 研究方向: 人工智能, 因果图, 故障诊断。

收稿日期: 2008-04-30 修回日期: 2008-06-12

因果图理论是一种基于概率论的知识表达推理方法^[1],用图形表示因果关系,结点表示事件或变量,有向边表示因果关系,并用连接强度来表示因果关系的强度。这种图形化知识表示方式非常直观、自然,便于表达显性的知识,便于专家给定知识^[1]。近年来,因果图理论得到很大发展^[2-10],主要用于故障诊断^[1-8],提出了单值因果图^[1-4]、多值因果图^[3]、连续因果图^[2]、混合推理等模型,提出了因果图与信度网的转换方法^[10]、近似推理算法^[9]、智能故障诊断方法^[8],开发了智能故障诊断平台。事实上,因果图具有强大的模型表示能力,可以表示整个复杂系统中各因素间的复杂因果关系,但是得到因果图模型也非常大,有许多节点和弧,非常复杂。

因果图是通过专家来构造的。因果图应用中,首先要建立复杂系统的因果图模型。但是对复杂系统直接构造因果图非常困难。因果图理论作为一种概率推理方法,以前的工作主要是在构建好的因果图模型上进行推理的。在实际情况中,复杂系统的因果图构建十分必要,但又比较困难,以前的研究没有涉及这个问题,因此有必要研究因果图的建模问题。如何使构造的因果图能更真实地反映实际,减少偏差,是值得研究的问题。本文研究如何构造复杂系统的因果图,探讨在复杂系统中因果图的建模方法。论文提出了基于同一专家和不同专家的因果图合成的建模方法。

2 同一专家构造的因果图的合成建模法

在文献[12]中分析了复杂因果图的分解,将复杂因果图分解为若干个简单的子因果图。分析发现子因果图同样可以重新联接成原因果图,原因果图的连接强度矩阵正好是各子因果图的连接强度矩阵的和。分析其他被分解的因果图也会得出相同的结果,因此可以得出结论:因果图分解后可以重新联接成原因果图,联接方法可以是图的方法也可以是矩阵和的方法。为此,提出采用矩阵和的方法进行因果图的合成。但是对同一个系统构造的因果图可能涉及的节点及其顺序都不同,从而无法对矩阵直接求和,因此需要对各个因果图的连接强度矩阵进行统一规范化,为此定义连接强度矩阵的标准化。另外,构造因果图还需要给出因果图中基本事件的概率即因果图的初始概率向量。由于中间事件的概率通过推理得到,因此因果图的初始概率向量中这些节点的概率为0。初始概率向量也需要标准化。

定义1 把对同一系统构造的不同因果图联接成为一个因果图,称为因果图的合成。

定义2 (初始概率向量的标准化) 设待研究的系统涉及的节点共有 n 个,对这个系统提出了 m 个因果图,其中某些因果图涉及的节点少于 n 个。把这 m 个因果图的初始概率向量都扩为 n 维列向量,并将中间事件和逻辑门事件节点对应的概率置为0,将因果图中没有出现的节点所在的位置补上0,并将这 m 个初始概率向量按照统一的节点顺序排列。这个过程称为对因果图初始概率向量的标准化。

定义3 (连接强度矩阵的标准化) 设待研究的系统涉及的节点共有 n 个,对这个系统提出了 m 个因果图,其中某些因果图涉及的节点少于 n 个。把这 m 个因果图的连接强度矩阵都扩为 n 阶方阵,将因果图中没有出现的节点所在的行和列均补上0,并将这 m 个连接强度矩阵中行列按照统一的节点顺序排列(与标准化的初始概率向量中的排列一致)。这个过程称为对因果图连接强度矩阵的标准化。

以下讨论中,假设初始概率向量和连接强度矩阵已经标准化。

命题1 设待研究的系统涉及的节点有 n 个,对这个系统提出了 m 个因果图 D_1, D_2, \dots, D_m , 对应的初始概率向量为 VS_1, VS_2, \dots, VS_m , 对应的连接强度矩阵为 PW_1, PW_2, \dots, PW_m , m 个因果图合成的因果图 D 的初始概率向量为 VS , 连接强度矩阵为 PW 。若 m 个因果图无共同节点, 则有

$$VS = VS_1 + VS_2 + \dots + VS_m = \sum_{i=1}^m VS_i \quad (1)$$

若 m 个因果图无共同边, 则有

$$PW = PW_1 + PW_2 + \dots + PW_m = \sum_{i=1}^m PW_i \quad (2)$$

推论1 设待研究的系统涉及的节点共有 n 个, 对这个系统提出了 m 个子因果图 D_1, D_2, \dots, D_m , 对应的初始概率向量为 VS_1, VS_2, \dots, VS_m , 对应的连接强度矩阵为 PW_1, PW_2, \dots, PW_m , 则 m 个因果图合成的因果图 D 的初始概率向量为 VS , 连接强度矩阵为 PW 。如果这 m 个子因果图间无公共节点, 且他们的连接强度矩阵和初始概率向量未标准化, 则有

$$VS = (VS_1, VS_2, \dots, VS_m) \quad (3)$$

$$PW = \begin{bmatrix} PW_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & PW_2 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & PW_m & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

推论1 中得到系统因果图 D 的连接强度矩阵和初始概率向量还需要标准化。

对复杂系统直接构造因果图非常困难,有了式(1)、式(2)、式(3)和式(4),就可以由简单的子因果图构造复杂系统的因果图,复杂系统因果图的构造就变得简单多了。因此,专家在构造复杂系统的因果图时,可以将复杂系统分解为若干个子系统,并研究各个子系统之间的相互影响,分别构造各子系统及相互之间因果关系的因果图(称为子系统因果图),然后由这些因果图根据式(1)、式(2)、式(3)和式(4)构造出整个复杂系统的因果图(称为系统因果图)。

推论2 如果待研究的系统的连接强度矩阵经过行或者列交换可以得到式(4)的准对角矩阵。那么这个系统可以被分成 m 个子系统,得到互不关联的 m 个子系统因果图 D_1, D_2, \dots, D_m (m 为主对角线上矩阵块数)。

式(1)、式(2)、式(3)和式(4)适用同一专家构造的因果图,对不同专家构造的因果图则不适用,需采用第3章的方法。如果同一个专家构造的若干个系统因果图不满足式(1)、式(2)、式(3)和式(4)的使用条件或提出了几种系统因果图构造方案,则按照不同专家构造的因果图合成方法进行合成。

下面讨论不同专家构造的因果图如何合成。

3 不同专家构造的因果图的合成建模法

3.1 不同专家构造的因果图的一致性分析

因果图是通过专家来构造的,依赖于专家的知识、观点、经验,但是专家也存在疏忽、偏见和无知,在专家构造的因果图中同时也反映了该专家的智慧、无知、偏见及疏忽。如何使构造的因果图能更真实地反映实际,减少偏差,是值得研究的问题。为此,可以采用许多不同的专家智慧来减少甚至避免偏差。大数定理表明,系统的知识会随着专家的规模趋向稳定。

专家对事物间的因果关系的认识不仅存在依据专业知识

而得到的合理部分,也包括个人的偏好、专业的偏好、工作的疏忽以及知识结构的局限所造成的不合理成分,从而使每个专家对系统的认识存在一定的偏差。不同专家构造的因果图的合成,必须处理这种偏差,剔除不合理成分。因此,假设各专家满足以下条件:

(1)专家对事物间的相互影响及其因果关系的认识,主观上有一致性要求,客观上存在不一致;

(2)专家对同一事物间的相互影响及其因果关系的认识,客观上具有一致性的趋势,且满足正态分布。

在满足以上假设的基础上,如何在因果图中融合各位专家知识,不断消除噪音,剔除不合理成分,以使系统因果图能真实地反映该系统。

为讨论方便,设待研究的系统涉及的节点共有 n 个,对这个系统 m 个专家提出了 m 个子系统因果图 D_1, D_2, \dots, D_m , 对应的初始概率向量为 VS_1, VS_2, \dots, VS_m , 对应的连接强度矩阵为 PW_1, PW_2, \dots, PW_m , 则这 m 个因果图合成的系统因果图 D 的初始概率向量为 VS , 连接强度矩阵为 PW 。

定义 4 初始概率向量的均值 $VS_{av} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m VS_i = (v_i^{av})_{n \times 1}$; 连接强度矩阵的均值 $PW_{av} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m PW_i = (aw_{ij})_{n \times n}$ 。

定义 5 $VS_{ud}^h = VS_h - VS_{av} = (\varepsilon_{ij}^h)_{n \times n}$, 其中 $\varepsilon_i^h = v_i^h - v_i^{av}$, $VS_h = (v_i^h)_{n \times 1}$, 称 VS_{ud}^h 是专家 h 构造的因果图初始概率向量的偏差。

$PW_{ud}^h = PW_h - PW_{av} = (\varepsilon_{ij}^h)_{n \times n}$, 其中 $\varepsilon_{ij}^h = p_{ij}^h - aw_{ij}$, $PW_h = (p_{ij}^h)_{n \times n}$, $PW_{av} = (aw_{ij})_{n \times n}$, PW_{ud}^h 是专家 h 构造的因果图连接强度矩阵的偏差(或差异)。

通过选用合适的范数^[11],可以得到因果图的偏差度。

定义 6 初始概率向量的偏差 VS_{ud}^h 的向量范数 $\|VS_{ud}^h\|$, 记为 CVS_h , 是专家 h 构造的子系统因果图初始概率向量的偏差度。

连接强度矩阵的偏差 PW_{ud}^h 的矩阵范数 $\|PW_{ud}^h\|$, 记为 CPW_h , 是专家 h 构造的子系统因果图连接强度矩阵的偏差度。

$CT_h = \|PW_{ud}^h\| \cdot \|VS_{ud}^h\|$, 是专家 h 构造的子系统因果图的偏差度。

$DCVS = \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m CVS_h$, 是 m 个专家构造的系统因果图的初始概率向量的偏差度。

$DCPW = \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m CPW_h$, 是 m 个专家构造的系统因果图的连接强度矩阵的偏差度。

$DCT = \frac{1}{m} \sum_{h=1}^m CT_h$, 是 m 个专家构造的系统因果图的偏差度。

子系统因果图 D_h 的偏差度反映了专家 h 构造的因果图对所有专家构造的因果图平均的差异性,如果偏差度越大,则专家 h 构造的因果图与所有专家构造的因果图平均的差异性就越大,这个因果图越不能反映现实世界。

如果子系统因果图 D_h 的偏差度趋近于 0, 则表示专家 h 与其他专家对系统的认识趋近一致。如果偏差度等于 0, 表示专家 h 与其他专家对系统的认识完全一致。

同样地,系统因果图的偏差度反映了所有专家构造的因果图对所有专家构造的因果图平均的差异性,如果偏差度越大,则所有专家构造的因果图与所有专家构造的因果图平均的差异性就越大,这个因果图越不能反映现实世界。

如果系统因果图的偏差度趋近于 0, 则表示所有专家对系统的认识趋近一致。如果偏差度等于 0, 则表示所有专家对系统的认识完全一致。

一般情况下,偏差度不会为 0, 可取一个很小 $\delta(0 < \delta < 1)$, 如果偏差度小于 δ 就认为专家对系统的认识完全一致。

定义 7 可取一个很小 $\delta(0 < \delta < 1)$, 如果偏差度 CT_h 小于 δ 就认为专家 h 对系统的认识与其他专家完全一致,称专家 h 为权威专家。 $CT_h=0$, 称专家 h 为完全权威专家。

可取一个合适 $\delta(0 < \delta)$, 如果偏差度 CT_h 大于 δ , 或偏差度 CT_h 是最大的, 就认为专家 h 对系统的认识与其他专家差异太大, 称专家 h 为不合格专家, 除去不合格专家后的剩余专家为合格专家。

根据权威专家定义,对权威专家可以充分信任,给予更大权重。同样根据不合格专家定义,对不合格专家不信任,可以不采用该专家构造的因果图。

3.2 系统因果图的合成方法

当各位专家构造的因果图经过一致性检查(通过偏差度来完成),删除不合格专家构造的因果图后,需要对剩余专家(称为合格专家)构造的因果图进行合成,联合成系统因果图。设合格专家有 s 人,权威专家有 r 位,完全权威专家 t 位,为了表示方便,可以统一用 k 表示选择的合格专家、权威专家或完全权威专家的人数。

设 $VS = (vs_i)_{n \times 1}$, $VS_h = (vs_i^h)_{n \times 1}$, $PW = (pw_{ij})_{n \times n}$, $PW_h = (pw_{ij}^h)_{n \times n}$, 则构成系统因果图的方法有

- (1)取平均法: $vs_i = \frac{1}{k} \sum_{h=1}^k vs_i^h$, $pw_{ij} = \frac{1}{k} \sum_{h=1}^k pw_{ij}^h$ 。
- (2)取最大值法: $vs_i = \max_{1 \leq h \leq k} (vs_i^h)$, $pw_{ij} = \max_{1 \leq h \leq k} (pw_{ij}^h)$ 。
- (3)取最小值法: $vs_i = \min_{1 \leq h \leq k} (vs_i^h)$, $pw_{ij} = \min_{1 \leq h \leq k} (pw_{ij}^h)$ 。
- (4)取几何平均法: $vs_i = \frac{1}{k} \sqrt{\sum_{h=1}^k (vs_i^h)^2}$, $pw_{ij} = \frac{1}{k} \sqrt{\sum_{h=1}^k (pw_{ij}^h)^2}$ 。
- (5)加权法:对所有选出专家的因果图,为该专家 h 赋予一个权值 $\lambda_h(0 \leq \lambda_h \leq 1, \sum_{h=1}^k \lambda_h = 1)$, 表示专家 h 的可信度,则有 $vs_i =$

$\sum_{h=1}^k \lambda_h vs_i^h$, $pw_{ij} = \sum_{h=1}^k \lambda_h pw_{ij}^h$ 。 $\lambda_h=1$, 可以得到式(1)和式(2)。

可信度 λ_h 的选取可以取平均的方法,也可以采用权威专家赋予更大可信度的方法,实际取值时根据系统的需要进行。这里提出一种赋予可信度的方法。

首先将所有专家(合格专家或权威专家)的因果图的偏差度按照降序排列,得到序列 CT_1, CT_2, \dots, CT_k , 则按公式 $W_h = CT_h / \sum_{i=1}^k CT_i$ 求临时权值 $W_h(1 \leq h \leq k)$, 再将临时权值 W_h 按照升序排列,得到序列 W_1, W_2, \dots, W_k , 令 $\lambda_h = W_h(1 \leq h \leq k)$, 这样就得到专家 h 的可信度。

- (6)直接合成法:当各位专家构造的子系统因果图间无公

共节点,这些因果图之间不存在冲突和不一致,这时相当于一个专家分别对 m 个子系统进行研究,因此采用式(3)和式(4)进行因果图的合成。

(7)综合法:对所有选出专家的因果图综合使用以上的某几种方法。

3.3 复杂系统因果图合成算法

根据以上讨论,下面给出复杂系统因果图合成算法。

算法1 复杂系统因果图合成算法

输入: m 个子系统因果图模型 D_1, D_2, \dots, D_m

输出:系统因果图模型 D

算法步骤:

- (1)如果 m 个子系统间因果图无公共节点,则采用式(3)和式(4)进行因果图的合成,算法停止,否则转步骤2;
- (2)将 m 个子系统因果图模型 D_1, D_2, \dots, D_m 的初始概率向量和连接强度矩阵标准化;
- (3)求 m 个子系统因果图的偏差度和系统因果图的偏差度;
- (4)找出权威专家 and 不合格专家,权威专家有 r 位,完全权威专家 t 位;
- (5)去除不合格专家的子系统因果图模型,得到 k 个子系统因果图模型;
- (6)选择若干个专家的子系统因果图模型;
- (7)选择适当的合成方法合成系统因果图模型;
- (8)停止。

4 实例

以图1和图2为例,假设存在一个复杂系统,可以分为4个子系统,对应的初始概率向量为 VS_1, VS_2, VS_3, VS_4 ,对应的连接强度矩阵为 PW_1, PW_2, PW_3, PW_4 ,通过以上算法可以合成为一个复杂系统的系统因果图 D 的初始概率向量为 VS (根据不同专家的因果图合成的综合法进行系统因果图的合成),连接强度矩阵为 PW ,如图2所示。因果图合成的模型能反映系统实际,能模拟该复杂系统的运行。

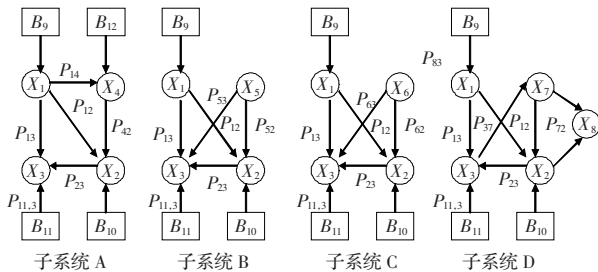


图1 复杂系统的子系统因果图

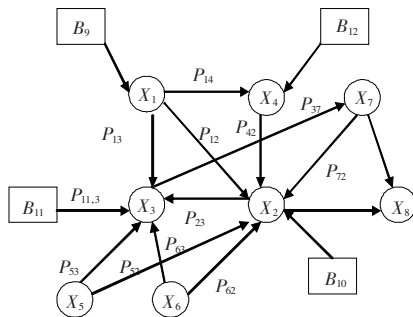


图2 复杂系统的系统因果图

$$VS_1=(0.5,0.6,0.3,0.2,0,0,0,0)$$

$$VS_2=(0.55,0.65,0.25,0,0,0,0)$$

$$VS_3=(0.45,0.55,0.25,0,0,0,0)$$

$$VS_4=(0.45,0.5,0.3,0,0,0,0)$$

$$PW_1= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3 & 0.4 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$PW_2= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3 & 0.3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.35 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.6 & 0 \end{bmatrix}$$

$$PW_3= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.55 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.25 & 0.35 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.35 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.55 & 0.65 & 0 \end{bmatrix}$$

$$PW_4= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.55 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.25 & 0.35 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.3 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.7 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$VS=(B_9, B_{10}, B_{11}, B_{12}, X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8)=(0.4875, 0.575, 0.275, 0.2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

5 结论

因果图能够表示复杂系统中的因果关系。因果图应用中,首先要建立复杂系统的因果图模型。因果图是通过专家来构造的。对复杂系统直接构造因果图非常困难,因此如何使构造的因果图能更真实地反映实际,减少偏差,是值得研究的问题。本文研究如何构造复杂系统的因果图。针对复杂系统建模困难,提出了复杂因果图的合成方法,可以对同一专家构造的因果图以及不同专家构造的因果图分别采用不同的合成方法进行合成。对不同专家构造的因果图,通过偏差度分析,剔除不合格专家构造的因果图,选择适当的合格专家构造的因果图,采用合适的合成方法构成系统因果图。并通过实例说明了这种合成方法。复杂因果图的合成建模法,简化了因果图的建模方法,为因果图处理专家知识提供了一条有效的途径。

参考文献:

[1] Zhang Qin. Probabilistic reasoning based on dynamic causality tree/

- diagrams[J].Reliability Engineering and System Safety,1994,46(3): 209-220.
- [2] Zhang Qin.A continuous possibility propagation diagram approach for reasoning under uncertainty[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on System.IEEE on Man and Cybernetics, 1996,2:1426-1429.
- [3] 樊兴华,张勤,孙茂松,等.多值因果图的推理算法研究[J].计算机学报,2003,26(3):310-322.
- [4] 樊兴华,仲昕,张勤,等.因果图推理的一种新方法[J].计算机科学, 2001,28(11):48-52.
- [5] 樊兴华,张勤,黄席樾.可能性传播图模型的专家知识获取方法[J]. 计算机科学,2001,28(1):53-56.
- [6] 张勤,樊兴华,黄席樾,等.因果图用于复杂系统故障诊断研究[J].计 算机工程与应用,2002,38(4):43-47.
- [7] Fan Xing-Hua,Sun Mao-Song.A reasoning algorithm of applying causality diagram to fault diagnosis of complex hybrid systems[C]// Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation, Hangzhou, China, 2004,2(5):1741-1745.
- [8] Shi Qingxi,Wang Hongchun,Zhang Qin.Intelligent fault diagnosis technique based on causality diagram[C]//Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation,2004,2(5):1751-1755.
- [9] 王洪春,张勤.基于因果图的一种近似推理算法[J].重庆大学学报: 自然科学版,2004,27(8):96-99.
- [10] 沈文武,汪成亮,程克非,等.因果图转换为信度网的算法[J].重庆 大学学报:自然科学版,2004,27(10):33-36.
- [11] 李代高.矩阵理论及其应用[M].重庆:重庆大学出版社,1988.
- [12] 梁新元.复杂系统因果图推理理论与算法研究[D].重庆:重庆大学 自动化学院,2005.
- [13] 石纯一,陈见,赵永,等.定性推理进展[C]//第二届中国人工智能联 合学术会议,1992:128-133.
- [14] 蔡勇,石纯一.定性推理中一种因果分析方法[J].模式识别与人工 智能,1995,8(3):33-42.
- [15] 朱六璋,陈宗海.复杂系统的定性建模和定性控制综述[J].信息与 控制,2001,30(3):234-239.
- [16] 宋学锋.复杂性、复杂系统与复杂性科学[J].中国科学基金,2003,5: 262-269.
- [17] 戴汝为.开放复杂巨系统——一门 21 世纪的科学[J].自然杂志, 1997,19(4):187-192.
- [18] 姜璐,李国强.简单巨系统演化理论[M].北京:北京师范大学出版 社,2002.
- [19] 欧阳莹之.复杂系统理论基础[M].上海:上海科技教育出版社, 2002.
- [20] Iwasaki Y,Simon H A.Causality in device behavior[J].Artificial Intelligence,1986,29(1):3-32.
- [21] Iwasaki Y.Causal ordering in a mixed structure[C]//AAAI-88,1988: 313-331.
- [22] Vescovi M,Iwasaki Y,Fikes R,et al.CFRL:a language for speci- fying the causal functionality of engineered devices[C]//AAAI- 93,1993:626-633.
- [23] 王镛,石纯一.一种因果推理形式[J].软件学报,1997,8(4):291- 296.

(上接 125 页)

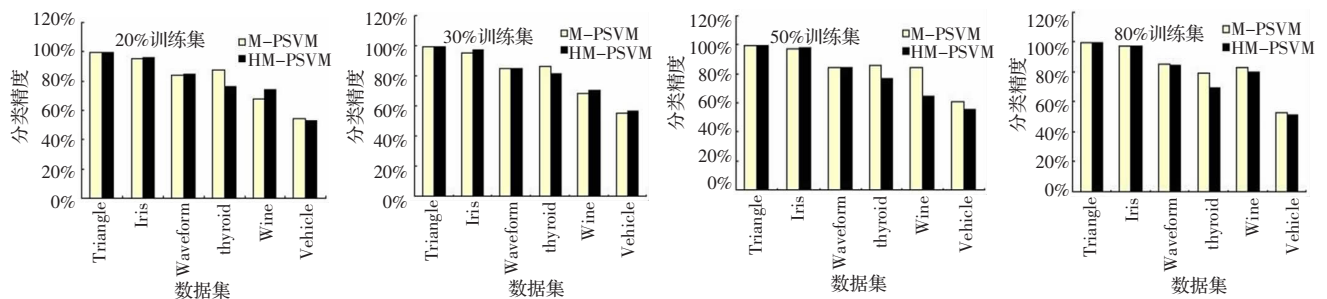


图 2 M-PSVM 算法与 HM-PSVM 算法效果比较

参考文献:

- [1] Vapnik V N.The nature of statistical learning theory[M].New York: Springer,1995.
- [2] Vapnik V N.Statistical learning theory[M].New York:Wiley,1998.
- [3] 邓乃扬,田英杰.数据挖掘中的新方法——支持向量机[M].北京:科 学出版社,2004.
- [4] Zhang X G.Using class-center vectors to build support vector ma- chines[C]//Proceedings of the 9th IEEE Workshop on Neural Net- works for Signal Processing.Piscataway,NJ,USA:IEEE,1999:3-11.
- [5] Tsang I W,Kocsor A,Kwok J T.Core vector machines:fast SVM training on very large data sets[J].Machine Learning Research,2005 (6):363-392.
- [6] Yang M,Qiu Y X,ji G L.Evaluation of the quality of attribute reductions obtained using rough set by margin criteria[C]//Interna- tional Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engi- neering.Chengdu: Atlantis Press,2007:1315-1320.
- [7] Mangasarian Olvi L,Wild Edward W.Multisurface proximal support vector machine classification via generalized eigenvalues[J].IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2006,28 (1):69-74.
- [8] Denning D E.An intrusion detection model[J].IEEE Transactions on software Engineering,1987,13(2):222-232.
- [9] KDD Cup 1999 Data[EB/OL].(1999-10).http://kdd.ics.uci.edu/da- ta bases/kddcup99/kddcup99.html.
- [10] Murphy P M,Aha D W.UCI machine learning pository[EB/OL]. (1992).http://www.ics.uci.edu/mlern/MLRepository.html.
- [11] Chang C C,Lin C J.LIBSVM:a library for support vector ma- chines[EB/OL].(2001).http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm.
- [12] Kononenko I.Estimating attributes:Analysis and extensions of Re- lief[C]//Proceedings of the 7th European Conference on Machine Learning.Berlin:Springer,1994:171-182.