

# 基于贝叶斯网络的轻度认知障碍诊断系统

孙岩<sup>1,2</sup>, 唐一源<sup>3</sup>

(1. 辽宁师范大学心理发展与教育研究中心 辽宁 大连 116029; 2. 辽宁师范大学教育学院心理系 辽宁 大连 116029;

3. 大连理工大学神经信息学研究所 辽宁 大连 116024)

**【摘要】**提出一种基于依赖性分析和打分函数进行贝叶斯网络结构学习的新方法,并把该方法应用于轻度认知障碍诊断系统中。该算法首先通过对结点变量间的依赖性分析测试和无向图的遍历,获得贝叶斯网络结构中所有结点的先验顺序,然后用启发式打分—搜索方法获得最优的贝叶斯网络结构。实验结果表明,该算法能够在不增加算法复杂度的情况下,完成无结点顺序要求的贝叶斯网络学习,并能应用于轻度认知障碍诊断系统中,实现较好的预测,进而辅助医生的诊断。

**关键词** 贝叶斯网络; 诊断系统; 依赖性分析; 轻度认知障碍

中图分类号 TP182

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.03.002

## Diagnostic System of Mild Cognitive Impairment Based on Bayesian Network

SUN Yan<sup>1,2</sup> and TANG Yi-yuan<sup>3</sup>

(1. Research Center of Psychological Development and Education, Liaoning Normal University Dalian Liaoning 116029;

2. Psychology Department of Education School, Liaoning Normal University Dalian Liaoning 116029;

3. Institute of Neuroinformatics, Dalian University of Technology Dalian Liaoning 116024)

**Abstract** This paper presents a new method in structure learning of Bayesian network based on dependency analysis and scoring function. Through analyzing the dependent relationship between variables and accessing to undirected graph, the prior sequence of all of the nodes in Bayesian network structure is obtained. The optimal structure of the Bayesian network is then generated by heuristic-search method. The new algorithm has been applied to the diagnostic system of mild cognitive impairment. The experimental results show that the new algorithm can better predict the possibility of mild cognitive impairment under the similar complexity, and further assist the diagnosis of doctor.

**Key words** Bayesian network; diagnostic system; dependency analysis; mild cognitive impairment

贝叶斯网络是根据各个变量之间的概率关系,使用图论方法来表示变量集合之间的联合概率分布。该网络是一个有向无环图,结点代表论域中的变量,有向弧代表变量之间的因果和依赖关系,变量之间的关系强弱由结点之间条件概率的大小来表示。通过贝叶斯网络可以准确反映实际应用中变量之间的因果和依赖关系。贝叶斯网络的学习可划分为结构学习和参数学习两个方面。结构学习是利用训练样本集,尽可能结合先验知识,确定合适的贝叶斯网络拓扑结构;参数学习是在给定贝叶斯网络拓扑结构的情况下,确定各结点处的条件概率密度。

贝叶斯网络在数据挖掘领域的成功应用使之成

为近年来的研究热点。然而,从大规模数据库中学习贝叶斯网络仍然是NP困难问题<sup>[1-2]</sup>。因此,迄今为止,许多经典的贝叶斯网络结构学习算法大多采用规定结点的先验顺序来降低算法的复杂度。

本文提出一种基于依赖性分析和打分函数的贝叶斯网络结构学习的新方法。其优点主要体现在:首先,用依赖性分析来降低条件独立性检验的次数,然后,通过对无向图的遍历确定边的方向,避免其他算法采用碰撞识别的复杂性。克服了无序条件下贝叶斯网络结构学习算法效率较低的问题。在不要求结点有序的情况下,本算法的时间复杂度为 $O(mn^2)$ (数据集中有 $m$ 个案例,有 $n$ 个结点变量)。

收稿日期: 2012-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(60971096); 国家社会科学基金重点项目(11AZD089)

作者简介: 孙岩(1974-),女,博士,副教授,主要从事神经信息学、人工智能方面的研究。

# 1 贝叶斯网络结构的学习

贝叶斯网络的结构学习是贝叶斯网络学习的核心。近十几年来以贝叶斯网络结构学习为主线, 相继发展了许多经典的算法<sup>[1-10]</sup>, 把这些算法分成3类, 分别是基于约束的方法、打分—搜索算法以及两种方法的结合。在基于约束的方法中, 最具代表性的是文献[1-4]中提出的算法, 文献[1]中使用双邻域作为条件集进行条件独立性检验, 导致大量高维条件概率的计算, 在多次重复的条件独立性测试中将失去统计意义, 效率和可靠性难以保证。打分—搜索方法是结构学习中比较常用的方法, 通过在可能的有向无环图(DAG)中进行搜索, 应用点估计返回一个最优的解, 或者通过对贝叶斯后验的估计, 返回一个模型的样本。文献[5]提出以BDE记分为评价函数的K2算法; 最近的相关研究大部分采用两种方法的结合。如文献[6]中基于高斯分布结合分类混合结构提出一个离散贝叶斯网络的学习算法, 算法首先进行了一个最大可能性估计, 然后应用EM算法来完成网络的学习。文献[7]通过应用进化计算来优化网络的结构, 并且在进化过程中进行了贝叶斯网络参数的估计, 同时用最大可能性方法进行参数的估计。文献[8]提出一个新的贝叶斯网络学习算法, 算法中给出一个新的编码方案和适应度函数, 设计了进化操作中的重新合并、变异和选择。并进行了理论分析和实际数据的实验结果证明。文献[9]提出了一个Structure-finder算法进行贝叶斯网络的结构学习。文献中也讨论了如何利用马尔科夫链、领域知识和d-分离树来构建贝叶斯网络。文献[10]提出了一个混合的方法进行贝叶斯网络的学习。该方法结合了依赖性分析、蚁群优化算法和模拟退火策略。首先, 在算法中使用了带有自动调整阈值的0阶独立性测试, 来降低搜索的空间。其次, 使用改进的蚁群优化算法来构建贝叶斯网络模型。最后, 一个基于模拟退火的优化方案被用来改进在蚁群中随机搜索的效率。

但是这些算法都需要对DAG进行搜索, 而该问题是一个NP困难问题<sup>[5]</sup>, 如果把DAG的个数设为 $f(n)$ , 结点个数为 $n$ , 则 $n$ 和DAG个数之间的函数关系是一个超指数级函数:

$$f(n) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+1} \binom{n}{i} 2^{i(n-i)} f(n-i)$$

既然DAG的个数 $f(n)$ 是结点个数 $n$ 的超指数级函数, 因此不能穷尽整个搜索空间, 所以或者采用一

个局部搜索算法(如: 贪婪搜索算法、爬山法等), 或者采用一个全局搜索算法(如蒙特卡洛马尔科夫, Markov Chain Monte Carlo)。在搜索的过程中, 需要指定打分函数, 而学习结构中打分函数的运算复杂程度和结构搜索空间的大小都随结点变量增加而呈指数增长, 对打分函数进行分解的局部搜索也是NP困难问题, 因此, 以往算法中通常采用先给定结点一个先验顺序, 来使这个NP困难问题可解。具体做法是: 在搜索前根据用户的主观经验规定网络中结点的顺序, 然后用启发式搜索, 得到贝叶斯的网络结构, 其主要思想描述如下。

**定义** 给定一个随机变量集 $\chi=\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , 其中 $X_i$ 是一个 $m$ 维向量。贝叶斯网络说明了 $\chi$ 上的一个联合条件概率分布。贝叶斯网络定义如下:

$$B = \langle G, \theta \rangle$$

式中,  $G$ 是一个有向无环图, 其顶点对应于有限集 $\chi$ 中的随机变量 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 。顶点间的弧代表一个函数依赖关系。如果有一条弧由变量 $Y$ 到 $X$ , 则 $Y$ 是 $X$ 的父结点或者直接前驱, 而 $X$ 是 $Y$ 的后继。如果一个结点没有父结点, 则该结点的一个先验概率函数即为 $\pi_i$ , 一旦给定其双亲, 图中的每个变量结点独立于该结点的非后继。在图 $G$ 中 $X_i$ 的所有双亲变量用集合 $\pi_i$ 表示。

$\theta$ 代表用于量化网络的一组参数。对于每一个 $X_i$ ,  $\pi_i$ 的取值 $x_i$ ,  $\theta$ 表示在给定 $\pi_i$ 发生的情况下 $x_i$ 事件发生的条件概率。因此实际上, 一个贝叶斯网络给出了变量集合 $\chi$ 上的联合条件概率分布为:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \pi_i) \quad (1)$$

贝叶斯网络结构学习算法可以表示为: 给定一组训练样本 $D=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $x_i$ 是 $X_i$ 的实例, 根据文献[5]中对贝叶斯网络概率的推导可得:

$$P(B_s, D) = P(B_s) \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} \alpha_{ijk}! \quad (2)$$

式中,  $N_{ij} = \sum_{k=1}^{r_i} \alpha_{ijk}$ ;  $\Phi_i$ 表示变量 $x_i$ 的父结点在训练样本集 $D$ 中出现的变量及相应的取值, 如果变量 $x_i$ 没有父结点, 则 $\Phi_i = \phi$ ;  $i$ 表示训练样本集中变量的个数;  $V_i$ 是 $x_i$ 可能的取值列表 $(v_{i_1}, v_{i_2}, \dots, v_{i_{r_i}})$ 中的值;  $q_i = |\Phi_i|$ ,  $j$ 表示该结点的父结点的取值;  $r_i = |V_i|$ ;  $k$ 表示当前处理结点所具有的可能取值;  $\alpha_{ijk}$ 表示在训练样本集 $D$ 中,  $x_i = v_{ik}$ ,  $\pi_i = \Phi_j$ 中出现的样本个数。

通过式(2)及训练样本集 $D$ 获得结点所能够组成

的不同网络结构的概率, 可记为  $P(B_{s_i}, D)$  和  $P(B_{s_j}, D)$ , 其中  $i$  和  $j$  为结点变量组成不同网络结构的个数。

在这些不同网络结构的概率中, 寻找一个最匹配该样本的贝叶斯网络结构。常用的学习算法通常是引入一个评估函数  $S(B|D)$ :

$$\frac{P(B_{s_i} | D)}{P(B_{s_j} | D)} = \frac{\frac{P(B_{s_i}, D)}{P(D)}}{\frac{P(B_{s_j}, D)}{P(D)}} = \frac{P(B_{s_i}, D)}{P(B_{s_j}, D)} \quad (3)$$

式中,  $B_s$  表示任意一个包含训练样本集中变量的网络结构。通过式(3)得到一对网络结构的比率, 对这一系列结构的后验概率进行排序, 概率越大, 其相应的网络结构越优。通过一个训练样本集及结点的先验顺序, 推导出一个最优的网络结构, 从而完成网络结构的学习。

此类学习方法的基本过程是: 1) 规定网络中所有结点的先验顺序; 2) 初始化贝叶斯网络为孤立结点; 3) 使用启发式方法为网络加边; 4) 使用打分函数评测新的结构是否更优。重复这个过程, 直到找不到更优的结构为止。这种学习方法存在搜索空间巨大、可能收敛于局部最优解等问题。

这些算法的一个共同问题是, 都用规定一个先验顺序来降低算法的复杂度, 但同时却在系统中引入了主观的内容。基于此, 本文提出一个无结点顺序约束的新方法: 不需要在学习网络结构之前, 主观规定结点顺序, 而是根据观测得到的训练样本集的概率分布, 建立无向图, 应用无向图的深度优先搜索方法进行遍历, 把无向图搜索的结果, 作为有向图搜索的开始点, 从而使NP困难问题可解, 然后, 应用启发式搜索, 完成贝叶斯网络结构的学习。

## 2 无先验顺序约束的贝叶斯网络结构学习

### 2.1 确定贝叶斯网络结构中的边

首先通过最大生成树算法对贝叶斯网络进行初始化, 产生贝叶斯网络最初的边集, 生成与贝叶斯网络拟合得最好的树结构。然后对生成的树结构进行扩展, 产生贝叶斯网络中所有可能的边。

假设联合概率分布  $P$  存在相对应的完备图  $G$  的情况下, 该算法的基本过程是: 通过条件独立性检验  $I(X_i, X_j | C)$  判断结点  $X_i$  和  $X_j$  是否条件独立, 若条件独立, 则网络中不存在边  $X_i - X_j$ , 否则存在边  $X_i - X_j$ 。似然比(likelihood-ratio)  $\chi^2$  检验<sup>[11]</sup>是验证条件独立性

$I(X_i, X_j | C)$  的常用方法, 若  $I(X_i, X_j | C)$  成立, 有  $P(X_i, X_j | C) = P(X_i | C) P(X_j | C)$ , 此时  $\chi^2$  统计量为

$$T = -2 \sum_{x_i, x_j, c} P(X_i, X_j, C) \times \log\left(\frac{P(X_i, X_j, C)}{P(X_i | C)P(X_j | C)}\right)$$

假设变量  $X_i$ 、 $X_j$ 、 $C$  分别有  $r_i$ 、 $r_j$  和  $r_c$  种取值, 则  $T$  服从自由度为  $(r_i-1)(r_j-1)r_c$  的  $\chi^2$  分布。通过似然比  $\chi^2$  检验得到  $p$  值, 若  $p > \alpha$ , 则接受原假设, 即  $X_i$  与  $X_j$  条件独立, 否则, 拒绝原假设。其中,  $\alpha$  为显著性水平, 通常取值为: 0.1, 0.05, 0.01。

通过两个结点变量间的条件独立性检验, 判断结点之间的依赖性程度, 在学习过程中, 如果两个结点的依赖性低于显著性水平, 则两个变量为条件独立。为了确定贝叶斯网络结构的先序, 首先对任意两个初始结点进行条件独立性判断, 如果条件满足, 则证明两个结点之间不存在直接的父子关系, 对这两个结点作标记, 继续寻找其他具有依赖性关系的结点; 否则两个结点之间存在父子关系; 并以此两个结点分别寻找满足依赖性关系的其他结点, 依次完成所有结点的依赖性关系的判断。

当然, 其中可能存在两个结点或多个结点同时与某一被判断结点有依赖性关系, 可以根据  $I(X_i, X_j | C)$  值的大小, 得到结点之间依赖关系的强弱, 取其中依赖关系最强的两个结点作为相邻结点, 依次对所有的结点进行依赖性判断, 这样可以确定出结点间的所有边。本文设计了用于确定贝叶斯网络结构中所有边依赖关系的算法1。

算法1: 设  $N_i$ 、 $N_j$  为  $X_i$ 、 $X_j$  的邻居结点中存在于他们之间的邻接路径上的那部分结点集。

```

If length( $N_i$ ) < length( $N_j$ )
     $C = N_i$ ;
else  $C = N_j$ ;
For each set  $C \in \{N_i, N_j\}$ 
    {  $p = I(X_i, X_j | C)$ ;
      if ( $p > \alpha$ )
          return(true);
      while length( $C$ ) > 1
          {for each  $C(i)$  in  $C$ 
               $SC(i) = C - C(i)$ ;
               $P(i) = I(X_i, X_j | SC)$ ;
               $M = \operatorname{argmax}(P(1), P(2), \dots, P(i), \dots)$ ;
              If  $P(M) > \alpha$  return(true);
              If  $P(M) > p$  {  $p = P(M)$ ;  $C = SC(M)$ ;
                          else break; }
          }
      return (false); }

```

### 2.2 确定贝叶斯网络结构中边的方向

对由算法1所建立的无向图 $G$ , 应用深度优先的方法进行搜索, 并把搜索的结果作为有向图搜索的开始点, 所建立的有向图即为贝叶斯网络结构的先验顺序。设计算法2来描述对无向图进行深度优先搜索的具体步骤是:

- 1) 如果可能, 访问一个邻接的未访问的顶点, 标记它, 并把它放入栈中;
- 2) 当不能执行步骤1)时, 如果栈不空, 就从栈中弹出一个顶点;
- 3) 如果不能执行步骤1)和步骤2), 就完成了整个搜索的过程。

算法2:

```
for(i=1; i<=n; i++)
{
    if ( arc(x1, xi)==1)
        push(xi);
}
for(i=1; i<=n; i++)
    pop(xi);
```

### 2.3 确定贝叶斯网络结构的最优解

依据第一部分的推理过程及式(2)得到

$$f(i, \pi_i) = \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_j - 1)!}{(N_{ij} + r_j - 1)!} \prod_{k=1}^{r_j} \alpha_{ijk}!$$

确定网络结构的最优解。

算法3:

输入:  $n$  个结点变量的集合, 一个结点可以有父结点的最大个数为  $u$ , 一个包含  $m$  个案例的训练样本集  $D$ 。输出: 每一个样本所属的类别。

```
For( i=1; i<=n; i++)
{
     $\pi_i = \phi$ ;
    Pold=f(i,  $\pi_i$ );
    Flag=true;
    While (flag &&  $|\pi_i| < u$ )
    {
        z=Pred(xi) ---  $\pi_i$ ;
        Pnew=f(i,  $\pi_i \cup \{z\}$ );
        If (Pnew>Pold)
        {
            Pold=Pnew;
             $\pi_i = \pi_i \cup \{z\}$ ;
        }
        else flag=false;
    }
    printf("Node Xi 's parent node is :", Xi,  $\pi_i$ );
}
```

确定贝叶斯网络结构中的所有边时, 假设训练样本集  $D$  中有  $n$  个结点变量, 则其该步骤的算法复杂度为  $O(n^2)$ ; 进行无向图的深度优先搜索时, 需要对无向图中的边遍历一次, 设无向图中的边数为  $e$ , 则

复杂度为  $O(e)$ ; 接下来进行启发式搜索, 学习最优网络结构的复杂度为  $O(mu^2n^2r)$ , 其中  $m$  表示样本集  $D$  中的案例数,  $u$  为每个结点变量允许有父结点的最大个数, 一般设为3。  $r$  为结点被离散化值的个数。因此, 在不要求结点有序的情况下, 新算法的时间复杂度为  $O(mu^2n^2r)$ 。文献[3]中构建贝叶斯网络所需要的时间是  $O(mu^2n^2r)$ , 与本文所提出算法的复杂度相同。文献[4]中所提出的PCB算法(基于偏相关的贝叶斯网络结构学习算法)的计算复杂度为  $O(3mn^2+n^3)$ , 与本文所提算法的复杂度基本相当。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 MCI诊断系统

老年性痴呆是一种无法治愈的最常见的疾病之一。但现有的诊断工具不能对痴呆进行早期的诊断而耽误了治疗的最佳时间。因此, 本研究提出采用贝叶斯网络对痴呆进行早期的预测和诊断。医学上称痴呆的早期为轻度认知障碍(mild cognitive impairment, MCI)。每年有10%~30%的MCI患者转化为痴呆, 而只有1%~2%认知正常的老年人转化为痴呆。并且, 有证据表明100%的MCI都将发展为痴呆<sup>[12]</sup>。因此诊断痴呆的问题已经转化为MCI的诊断。然而, 目前还没有一个严格准确的诊断MCI的标准。

本文基于贝叶斯网络开发一个MCI的诊断系统, 该系统能够预测和诊断MCI, 进而辅助医生和患者诊断MCI并跟踪MCI的发展。MCI系统实现的过程如下:

- 1) 系统目标: 从普通人群中智能的选择出MCI, 或者选择出有潜在MCI风险的人群。
- 2) 选择MCI的规则: 依据文献[13]提出的MCI诊断规则和医生的临床经验。
- 3) 实验数据: 实验数据中的MCI患者来自大连大学附属新华医院神经科的患者, 健康被试来自大连社区中年龄、性别等条件与MCI患者匹配的健康人。获得实验者本人的知情同意后, 把包括45名正常健康人(64.78岁±5.15)和42名MCI患者(68.52岁±8.32)作为实验数据, 两组实验数据中的女性比例分别为58%和55%。

4) 诊断内容: 简易智能量表(mini-mental state examination, MMSE)<sup>[14]</sup>, 日常生活能力量表(ADL)<sup>[15]</sup>, 临床痴呆量表(CDR)<sup>[16]</sup>, 注意网络测试(ANT), 短时记忆测试(STM)及一些自然信息的询问, 包括: 姓名、出生日期、性别、教育程度。实验者中没有患器质性的脑疾病。具体的实验细节请

见文献[17]。

5) 系统实现: 系统已在Matlab环境下实现, 并在IBM计算机(2.0 GHz处理器, 3 GB内存, Windows XP操作系统)上运行。

根据本文提出的新算法, 构建MCI的贝叶斯网络如图1所示, 1~9分别对应于年龄、性别、教育程度、MMSE、ADL, CDR, STM, ANT和MCI共9个特征。网络表明, 性别特征与其他特征之间的依赖关系比较弱, 因此, 图1中没有显示性别特征。图1中的贝叶斯网络表示8个特征之间多变量的相关。给定一系列的测试结果, 依据图1, 能够计算出MCI的后验概率分布, 或者能够根据测试的结果预测MCI的状态。例如: MCI直接依赖于ANT, STM和教育程度。这样, 对于每个被试样本依据其ANT、STM和教育程度能够计算该被试样本患MCI的概率  $P=P(MCI|ANT,STM,教育程度)$ 。如果  $P<0.2$ , 能够预测被试的状态为正常。如果  $0.2 \leq P \leq 0.5$ , 可以预测其状态为MCI。如果  $P>0.5$ , 可以预测其状态为痴呆。

利用ANT、STM和教育程度联合起来预测MCI的准确性可以达到0.82, 如果分别单独地使用这三项来预测MCI的准确性, 则分别为: 0.72、0.68和0.56。这一发现表明联合ANT、STM和教育程度来预测MCI的重要性。

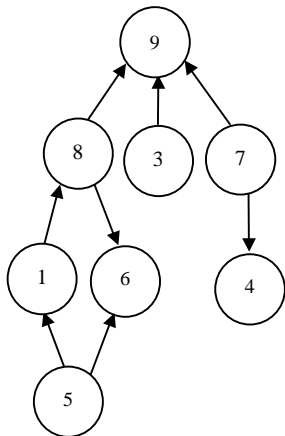


图1 MCI的贝叶斯网络

### 3.2 标准数据集

为了进一步验证新算法的有效性, 把算法应用于开放的标准UCI数据集 (<http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>) 进行测试。以 Pima Indians Diabetes 数据集 (PID, UCI中的一个常用数据集) 为例评价新算法的结果和性能。

PID数据集包含768个样本9个属性特征。每个属性特征代表的含义如下: 1) 怀孕的次数; 2) 2 h一次的口服葡萄糖耐量试验中等离子葡萄糖含量; 3) 舒

张压(mm Hg); 4) 肱三头肌皮褶厚度(mm); 5) 2 h一次的血清胰岛素量( $\mu U/ml$ ); 6) 体重指数(体重  $kg/(身高 m)^2$ ); 7) 糖尿病家族遗传史; 8) 年龄(岁); 9) 糖尿病(0或1)。下文分别用1~9来表示上述9个属性特征。运用该算法进行贝叶斯网络的学习, 推理Pima印第安糖尿病的影响因素以及各个影响因素之间的概率依赖关系。

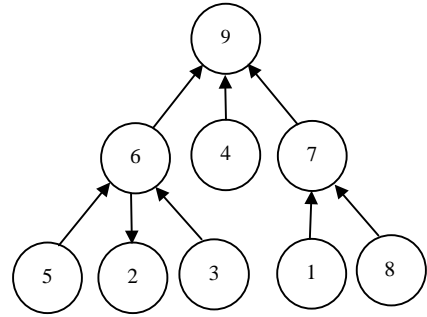


图2 PID的贝叶斯网络

按照算法1和2, 得到了特征顺序为: 9、7、8、2、6、3、5、4、1。通过图2可得出: Pima印第安糖尿病与体重指数、肱三头肌皮褶厚度和糖尿病家族遗传史是强相关的。与体重指数、血压、糖尿病家族遗传史和年龄均为正相关, 这与文献[18]的结论是一致的。

给定一系列测试, 通过图2能够计算临床特征PID的后验概率分布。即基于测试的结果, 能够预测特征PID的状态。例如: PID是直接依赖于皮褶厚度、体重和遗传史。在这种情况下, 对于每一个被试, 都可以基于皮褶厚度、体重和遗传史的结果, 计算概率  $p=P(PID|皮褶厚度, 体重, 遗传史)$ 。进而根据所得到的概率值  $P$  来预测该被试患PID的可能性。

另外, 如果想得到快速的基本诊断, 可仅仅测试皮褶厚度、体重并结合遗传史的信息, 这样将在短时间内得到准确性较高的诊断。

## 4 结论

本文首先对变量之间的基本依赖关系进行分析, 确定了贝叶斯网络结构中的所有边; 然后对无向图进行遍历, 确定贝叶斯网络结构中边的先验顺序, 最后应用启发式的打分—搜索方法确定了网络中所有边之间的依赖性关系; 并把该算法应用于轻度认知障碍的诊断系统中, 辅助临床医生的诊断。未来如何使算法更加优化以及如何将该算法应用于具有丢失数据的贝叶斯网络的结构学习将是下一步的研究课题。

### 参 考 文 献

- [1] CHENG J, GREINER R, KELLY J. Learning Bayesian networks from data: an efficient information-theory Based approach [J]. *Artificial Intelligence*, 2002,137(1-2): 43-90.
- [2] YANG J, LI L, WANG A G. A partial correlation-based Bayesian network structure learning algorithm under linear SEM[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2011, 24: 963-976.
- [3] LIN X T, CHENG B, CHEN J L. Context-aware end-to-end Qos qualitative diagnosis and quantitative guarantee based on Bayesian network[J]. *Computer Communications*, 2010, 33: 2132-2144.
- [4] 胡学钢, 胡春玲. 一种基于依赖分析的贝叶斯网络结构学习算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2006, 19(4): 445-449.  
HU Xue-gang, Hu Chun-ling. A dependency analysis based algorithm for learning Bayesian networks[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2006, 19(4): 445-449.
- [5] COOPER G F, HERSKOVITS E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. *Machine Learning*, 1992, 9: 309-347.
- [6] NIKOLAY B. A Gaussian mixed model for learning discrete Bayesian networks[J]. *Statistics and Probability Letters*, 2011, 81: 220-230.
- [7] TUOMAS E, LASSE L, KAMARAINEN J K, et al. Bayesian network model of overall print quality: construction and structural optimization[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32: 1558-1566.
- [8] ZHU Y G, LIU D Y, JIA H Y. A new evolutionary computation based approach for learning Bayesian network [J]. *Procedia Engineering*, 2011, 5: 4026-4030.
- [9] XU P F, GUO J H, TANG M L. Structural learning for Bayesian networks by testing complete separators in prime blocks[J]. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2011, 55: 3135-3147.
- [10] JI J Z, HU R B, ZHANG H X, et al. A hybrid method for learning Bayesian networks based on ant colony optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11: 3373-3384.
- [11] WONG M L, LEUNG K S. An efficient data mining method for learning Bayesian networks using an evolutionary algorithm based hybrid approach[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2004, 8(4): 378-404.
- [12] PETERSEN R C, STEVENS J C, GANGULI M, et al. Parameter: Early detection of dementia: mild cognitive impairment[J]. *Neurology*, 2001, 56(9): 1133-1142.
- [13] PETERSEN R C, SMITH G E, WARING S C, et al. Mild cognitive impairment: clinical characterization and outcome[J]. *Arch Neurol*, 1999, 56: 303-308.
- [14] FOLSTEIN M F, FOLSTEIN S E, MCHUGH P R. 'Mini-mental state' a practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician[J]. *Journal of Psychiatric Research*, 1975, 12(3): 189-198.
- [15] LAWTON M P, BRODY E M. Assessment of older people: self-maintaining and instrumental activities of daily living[J]. *Gerontologist*, 1969, 9: 179-186.
- [16] HUGHES C P, BERG L, DANZIGER W L, et al. A new clinical scale for the staging of dementia[J]. *The British Journal of Psychiatry*, 1982, 140: 566-572.
- [17] SUN Y, TANG Y Y, DING S X, et al. Diagnose the mild cognitive impairment by constructing Bayesian network with missing data[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38: 442-449.
- [18] COURTEN M P, PETTITT D J, KNOWLER W C. Hypertension in Pima Indians: prevalence and predictors[J]. *Public Health Reports*, 1996, 111(suppl): 40-43.

编辑 蒋晓