

文章编号: 1001-9081(2012)07-1943-04

doi: 10.3724/SP.J.1087.2012.01943

离散动态贝叶斯网络推理的编程计算算法

史建国^{1*}, 高晓光²

(1. 海军航空工程学院 战略导弹工程系, 山东 烟台 264001; 2. 西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072)

(* 通信作者电子邮箱 cheeryapple@126.com)

摘要: 离散动态贝叶斯网络是对时间序列进行建模和推理的重要工具, 具有广泛的建模应用价值, 但是其推理算法还有待进一步完善。针对构离散动态贝叶斯网络的推理算法难以理解、编程计算难、推理速度慢的问题, 给出了实现离散动态贝叶斯推理算法的数据结构, 推导了进行计算机编程计算的推理算法和编程步骤, 并通过实例进行了算理验证。

关键词: 贝叶斯网络; 数据结构; 推理

中图分类号: TP311; TP18 **文献标志码:** A

Programming algorithm for reference of discrete dynamic Bayesian network

SHI Jian-guo^{1*}, GAO Xiao-guang²

(1. Department of Strategy Missile Engineering, Navy Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong 264001, China;

2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: The discrete dynamic Bayesian network is a useful tool for modeling and inferring the time series progress, and it has wide modeling application value. But its inference algorithm needs improving. Concerning the shortcomings of the discrete dynamic Bayesian network, such as its inference algorithm is hard to understand, hard to program and running slowly, this paper proposed the most suitable storage data structure of the discrete dynamic Bayesian network, deduced the fast inference algorithm for the discrete dynamic Bayesian network, and verified the inference algorithm for the discrete dynamic Bayesian networks through a sample.

Key words: Bayesian network; data structure; inference

0 引言

离散动态贝叶斯网络是一种可对多时刻数据进行建模和推理的工具, 被广泛应用于语音识别、作战态势评估等应用中, 是人工智能的一个重要分支。目前国内外对于动态贝叶斯网络的研究主要是传统离散动态贝叶斯网络的研究, 文献[1]研究了对传统离散动态贝叶斯网络推理的前向后向算法的改进, 文献[2–9]都是研究传统离散动态贝叶斯网络在各个方面应用, 而文献[10–11]则研究了如何修补离散动态贝叶斯网络的数据缺失问题。研究推理算法本身的文献较少。

但是就推理计算而言, 文献[12]中给出的接口算法以及其给出的算法软件包都是基于图形变换, 要把整个网络先变成一串连接树, 计算量非常大; 文献[13]中给出了离散动态贝叶斯网络的直接计算推理算法, 但是没有给出数据结构的建立方法和具体计算步骤。而推理最终要靠计算机编程实现, 编程实现的关键是为变结构离散动态贝叶斯网络建立一个好的数据结构, 使得需要参与计算的参数查找方便。由于离散动态贝叶斯网络的推理属于精确推理, 计算步骤和参加计算的变量一个都不能少, 这样提高推理速度的关键是设计合理的计算步骤并借助于并行计算技术。因此, 本文从离散动态贝叶斯网络推理实现角度, 讨论离散动态贝叶斯网络的最佳存储结构和计算机直接编程的推理算法。

1 离散动态贝叶斯网络推理直接编程的可行性

文献[13]中给出, 一个 T 个时间片的离散动态贝叶斯网络, 每个具有 n 个隐藏节点和 m 个观测节点, 分别记为 X_{ij} ($i = 1, \dots, T; j = 1, \dots, n$) 和 Y_{ij} ($i = 1, \dots, T; j = 1, \dots, m$), 第一个下标为变量所在时间片, 第二个下标为变量在隐藏变量集合或观测变量集合中的序号。

对这个离散动态贝叶斯网络进行推理, 本质上就是计算所有的观测变量处于某一个观测状态下隐藏节点的联合分布, 即计算式(1):

$$p(X_{11} = x_{11}, \dots, X_{1n_1} = x_{1n_1}, \dots, X_{T1} = x_{T1}, \dots, X_{Tn} = x_{Tn} | Y_{11} = y_{11}, \dots, Y_{1m_1} = y_{1m_1}, \dots, Y_{T1} = y_{T1}, \dots, Y_{Tm} = y_{Tm}) \quad (1)$$

其中: $Y_{11} = y_{11}, \dots, Y_{1m_1} = y_{1m_1}, \dots, Y_{T1} = y_{T1}, \dots, Y_{Tm} = y_{Tm}$ 是观测到的所有观测变量的组合状态, $X_{11} = x_{11}, \dots, X_{1n_1} = x_{1n_1}, \dots, X_{T1} = x_{T1}, \dots, X_{Tn} = x_{Tn}$ 是隐藏变量的一个组合状态。

而式(1)等于:

$$\frac{p(x_{11}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, \dots, x_{Tn}, y_{11}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, \dots, y_{Tm})}{\sum_{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, \dots, x_{Tn}} p(x_{11}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, \dots, x_{Tn}, y_{11}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, \dots, y_{Tm})} \quad (2)$$

可见, 离散动态贝叶斯网络的推理, 本质上是计算多组所有变量处于某一状态的联合概率, 分子是一组, 分母则是很多

收稿日期: 2011-12-28; 修回日期: 2012-02-16。

基金项目: 国家自然科学基金前期项目(60774064); 博士后研究基金资助项目(20080431386)。

作者简介: 史建国(1965–), 男, 辽宁凌源人, 教授, 博士, 主要研究方向: 智能火力控制系统; 高晓光(1958–), 女, 辽宁鞍山人, 教授, 博士, 主要研究方向: 先进火力控制、大系统。

组,例如计算:

$$p(x_{11}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, \dots, x_{Tn}, y_{11}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, \dots, y_{Tm}) \quad (3)$$

按照贝叶斯网络的理论,式(3)等于式(4):

$$\prod_{i,j} p(y_{ij} | pa(y_{ij})) \prod_{i,k} p(x_{ik} | pa(x_{ik})) \quad (4)$$

式(4)实际上就是每个变量都固定于每个状态的条件概率的乘积,对于所有 y ,是观测到的状态,所有 x ,则是设定的某一状态,因此只要根据这些变量的状态,它们之间的依赖关系,顺利找到每一个变量对应于这些状态的条件概率,则就可以计算,同理可以计算式(2)分母的各项,而且这些项的计算可以同时进行,不存在前后依赖关系,因此可以采用多 CPU 快速计算。

2 离散动态贝叶斯网络的最佳存储结构

一个好的算法,必然依托于一个好的数据结构,数据结构设计合理,将为算法设计和实现带来诸多便利,下面讨论如何正确地表示离散贝叶斯网络结构和网络参数,使得离散贝叶斯网络的推理计算易于实现。

首先,要表示一个离散动态贝叶斯网络的结构,需要表示出该离散贝叶斯网络有多少个节点和节点的状态数。即需要如下的数据结构。

1) 节点名称向量(按照网络拓扑序)。

$$(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn}, y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, \\ y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm})$$

2) 可观测节点向量表 $(y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{T1}, y_{T2}, \dots, y_{Tm})$ 。

3) 节点序号向量,是一组对偶,形式为 $((1,1), (1,2), \dots, (T, n+m))$,对偶中第一个数字代表时间片,第二个数字代表该节点在时间片内的拓扑顺序。

4) 每个节点的状态数向量 (s_1, s_2, \dots) ,如果某节点有 k 个状态,则编号为 $0, 1, \dots, k-1$ 。

除了节点名称和序号外,还需要表明节点之间的依赖关系,即哪两个节点之间存在一条边及其条件概率。还需要如下的数据结构。

5) 表示时间片内节点之间连接关系二维向量 $A1: n+m$ 方阵, $A1(i, j) = 1$ 表示第 i 个节点到第 j 个节点之间有一条边。

6) 表示时间片之间节点之间连接关系二维向量 $A2: n+m$ 方阵, $A2(i, j) = 1$ 表示该时间片的第 j 个节点是上一时间片的第 i 个节点的孩子。

7) 条件概率表向量,是一个数组,除第一个时间片外,该矩阵的每一行对应于一个节点的条件概率表,每一行的格式为:每一个节点的条件概率表对应一行,行中元素的个数如下确定。

假定该节点序号为 i ,该节点有 k 个状态,分别为 $(s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik})$,有 p 个双亲,双亲的组合状态有 q 个,分别为 $(s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{jk})$,则该矩阵的第 i 行向量的格式为:

$$(p(s_{i1} | s_{j1}), p(s_{i1} | s_{j2}), \dots, p(s_{i1} | s_{jq}), p(s_{i2} | s_{j1}), \\ p(s_{i2} | s_{j2}), \dots, p(s_{i2} | s_{jq}), \dots, p(s_{ik} | s_{j1}), p(s_{ik} | s_{j2}), \dots, \\ p(s_{ik} | s_{jq}))$$

这里的关键是这 q 个组合状态怎么排列, q 又是多少? 这里假定节点 n_{ij} ,表示它是第 i 个时间片的第 j 个节点,且通过时间片内节点连接关系矩阵和时间片间的连接关系矩阵可以

确定它在本时间片内有 p 个双亲,按照前一时间片的节点在前,把这些双亲节点按照拓扑序排列,构成节点序列 $n_{j1}, n_{j2}, \dots, n_{jp}$,对每一个节点按照降序赋予序号,则形成一个新的序号序列,为 $p, p-1, \dots, 1$ 。

这些双亲节点分别有 j_1, j_2, \dots, j_p 个状态,则:

$$q = j_1 * j_2 * \dots * j_p$$

则按 $n_{j1}, n_{j2}, \dots, n_{jp}$ 的顺序,按照组合多进制的形式排列它们的组合状态。

对于节点 n_{ij} ,指定了该节点 n_{ij} 的状态和它的每一个双亲的状态,则此时的条件概率就可以这样查找,首先看 n_{ij} 是所处时间片的第 k 个节点(拓扑序),则它的所有条件概率都在对应的条件概率矩阵的第 k 行,而且指定了该节点 n_{ij} 的状态为 s_{ij} 和它的每一个双亲的状态分别为 $s_{nj1}, s_{nj2}, \dots, s_{njp}$ 。每个双亲所具有的状态数分别为 j_1, j_2, \dots, j_p ,则该组合状态下节点 n_{ij} 的条件概率的位置为:

$$1 + s_{ij} * q + s_{nj1}(j_1 * \dots * j_p) + s_{nj2}(j_1 * \dots * j_p) + \dots + \\ s_{njp}(j_1 * \dots * j_p) \quad (5)$$

如某节点有 2 个双亲,且该节点有两个状态(0,1),第 1 个双亲节点有 2 个状态(0,1),第 2 个双亲节点有 4 个状态(0,1,2,3),则该节点的双亲节点的组合状态数 q 为:

$$q = 2 * 4 = 8$$

该节点对应的条件概率表的行向量为:

$$(p(0|0,0) p(0|0,1) p(0|1,0) p(0|1,1) p(0|2,0) \\ p(0|2,1) p(0|3,0) p(0|3,1) p(1|0,0) p(1|0,1) \\ p(1|1,0) p(1|1,1) p(1|2,0) p(1|2,1) p(1|3,0) p(1|3,1))$$

如查找 $p(1|2,0)$,说明第一个双亲的状态是 0,第二个双亲的状态是 2 的情况下,该节点状态是 1 的条件概率,则此行向量中的第 $1 + 1 * q + 2 * 2 + 0$ 个元素,即第 13 个元素就是此条件概率。

这样建立条件概率表时按照这个方法来建立,查找某一条件概率就非常容易,程序计算也就相应地非常简单。

8) 第一个时间片的条件概率表,根节点的条件概率位于第一行,假定该节点的序号为 j ,有 w 个状态,分别是 $(s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{jw})$,则其条件概率表为 $(p(s_{j1}), p(s_{j2}), \dots, p(s_{jw}))$ 。其与节点和时间片间的条件概率表一致。

9) 每个时间片的节点个数 N ,时间片长度 T 。

3 变结构离散动态贝叶斯网络推理的编程算法

第 2 章讨论了离散动态贝叶斯网络的最佳存储结构,下面给出在此数据结构的基础上,如何并行地进行离散动态贝叶斯网络的推理,步骤如下。

1) 按照第 2 章 1) 的要求,根据欲进行推理的离散动态贝叶斯网络的结构建立节点名称向量表。

2) 按照第 2 章 2) 的要求,根据欲进行推理的离散动态贝叶斯网络的结构建立可观测节点向量表。

3) 按照第 2 章 3) 的要求,根据欲进行推理的离散动态贝叶斯网络的结构建立节点序号向量表。

4) 对应于节点序号向量表,根据第 2 章 4) 的要求,建立每个节点的状态数表。 (s_1, s_2, \dots) ,如果某节点有 k 个状态,则编号为 $0, 1, \dots, k-1$ 。

5) 依据待推理的离散动态贝叶斯网络,建立表示时间片内节点之间连接关系二维向量 $A1: n+m$ 方阵, $A1(k, j) = 1$ 表示每个时间片的第 k 个节点到第 j 个节点之间有一条边。

6) 依据待推理的离散动态贝叶斯网络,建立表示时间片之间节点之间连接关系二维向量A2: $(n+m) \times (n+m)$ 矩阵, $i = 2, 3, \dots, T, A2(i, j) = 1$ 表示某时间片的第 j 个节点是上一时间片的第 k 个节点的孩子。

7) 按照第2章7)的要求,建立除第一个时间片外,其他时间片内节点的条件概率表。

8) 按照第2章8)的要求,建立第一个时间片的条件概率表。

9) 根据观测值的状态和待推理的隐藏变量的组合状态,建立扩充的节点序号向量,是一组对偶,形式为 $((1, 1, x), (1, 2, x), \dots, (T, n+m, x))$, 对偶中第一个数字代表时间片,第二个数字代表该节点在时间片内的拓扑顺序,第三个数字则代表该节点的状态。

10) 按照第2章7)说明的方法,查找建立扩充的节点序号向量中每一个节点处于指定状态,且其双亲节点也处于指定状态下的条件概率。

11) 将上述各个条件概率相乘,就得到一组联合概率。

12) 多个机器并行重复第9)~11)步,计算出隐藏节点的所有组合在给定的观测值的联合概率。

13) 依据式(2),计算出隐藏节点的所有组合在给定的观测值下的条件概率。

14) 通过求和的方法,计算出关心的节点在固定的观测值下的条件概率。

算法的结构如图1所示。

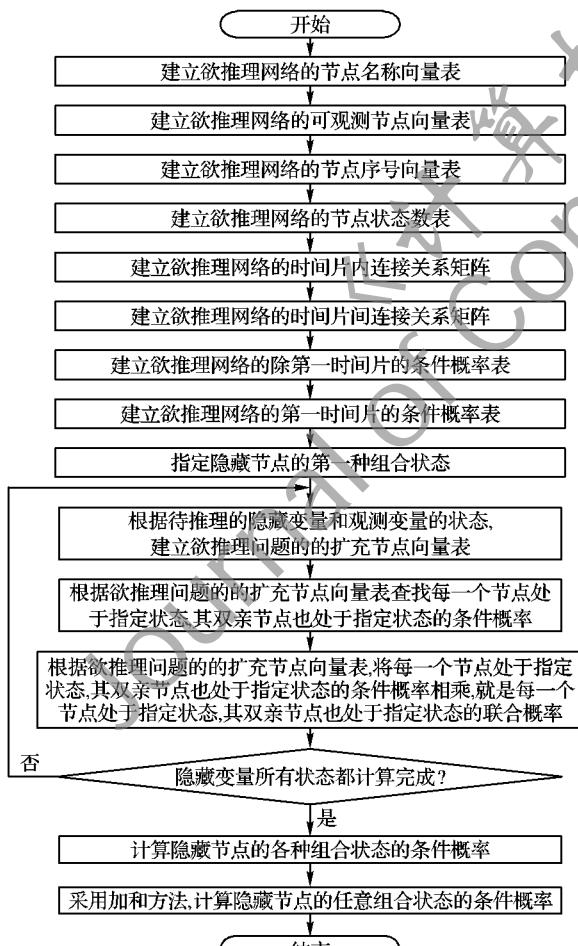


图1 离散动态贝叶斯网络推理的编程算法结构

4 实例验证

下面通过一个简单的实例来归纳总结出离散动态贝叶斯

网络推理的并行计算算法,待推理的网络模型如图2所示。

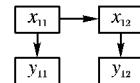


图2 计算实例用的离散静态贝叶斯网络

基本条件如下。

x 和 y 都有两个状态, x 可取 a 或 b , y 可取 s 或 r , 先验概率为:

$$p(x_{11} = a) = p(x_{11} = b) = 0.5$$

条件概率为:

$$p(y_{11} = s | x_{11} = a) = 0.7, p(y_{11} = s | x_{11} = b) = 0.2$$

$$p(y_{11} = r | x_{11} = a) = 0.3, p(y_{11} = r | x_{11} = b) = 0.8$$

其中 $i = 1, 2$ 。

时间片间的条件概率为:

$$p(x_{21} = a | x_{11} = a) = 0.9, p(x_{21} = b | x_{11} = a) = 0.1$$

$$p(x_{21} = a | x_{22} = b) = 0.1, p(x_{21} = b | x_{22} = b) = 0.9$$

假定现在观察2个时刻,观测值为 $y_{11} = s, y_{21} = s$, 其含义为:

$$p(y_{11} = s) = 1, p(y_{21} = s) = 1$$

$$p(y_{11} = r) = 0, p(y_{21} = r) = 0$$

要求计算这种观测值下 x_{11} 和 x_{21} 的后验分布。

按照第3章描述的算法,对上述问题进行了编程计算,计算结果为:

$$p(x_{11} = a, x_{21} = a | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.87327$$

$$p(x_{11} = b, x_{21} = a | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.027723$$

$$p(x_{11} = a, x_{21} = b | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.027723$$

$$p(x_{11} = b, x_{21} = b | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.071287$$

进而得到:

$$p(x_{11} = a | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.90099$$

$$p(x_{11} = b | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.09901$$

$$p(x_{21} = a | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.90099$$

$$p(x_{21} = b | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.09901$$

验证如下。

用文献[12]中提供的接口算法及程序包,同样计算图2的模型,得到结果为:

$$p(x_{11} = a | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.9010$$

$$p(x_{11} = b | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.0990$$

$$p(x_{21} = a | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.9010$$

$$p(x_{21} = b | y_{11} = s, y_{21} = s) = 0.0990$$

从上述两种方法的计算结果看,本文提出的算法,保留了小数点后面5位,文献[12]中提供的接口算法及程序包的计算结果,保留了小数点后面4位,如果本文的算法也保留小数点后面4位,则二者的结果完全一致,计算误差主要是舍入误差。由于离散动态贝叶斯网络的计算属于多项式计算,只要方法正确,结果应该一致,最多存在着计算的舍入误差,不存在计算发散的问题,只要网络模型本身符合贝叶斯网络的规定,就不存在计算死区。

5 结语

本文讨论了离散动态贝叶斯网络推理的快速计算问题,本文算法不需要对贝叶斯网络进行图形变换,可以直接编程计算,另外正如第1章所讨论的,变结构离散动态贝叶斯网络推理的大量计算集中在计算式(2)的分母,而式(2)的分母的各个子项的计算,是独立的,因此可以采用多CPU按照本文的算法并行计算,假定有 N 个CPU并行计算,则时间消耗约

为单个 CPU 时间消耗的 $1/N$ 。

本文给出了离散动态贝叶斯网络推理的存储结构和推理的编程方法,相信对于变结构离散动态贝叶斯网络的应用会有帮助。

参考文献:

- [1] CHEN HAIYANG, GAO XIAOGUANG. Ship recognition based on improved forwards-backwards algorithm [C] // FSKD 2009: Proceedings of the Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 509 – 513.
- [2] 杜友田,陈峰,徐文立.基于多层动态贝叶斯网络的人的行为多尺度分析及识别方法[J].自动化学报,2009,35(3):225 – 232.
- [3] 郑景嵩,高晓光,陈冲.基于弹性变结构 DDBN 网络的空战目标识别[J].系统仿真学报,2008,20(9):2303 – 2306.
- [4] DEAN T, KANAZAWA K. A model for reasoning about persistence and causation [J]. Computational Intelligence, 1990, 5(3):142 – 150.
- [5] SUANDI S A, ENOKIDA S, EJIMA T. Face pose estimation from video sequence using dynamic Bayesian network [C] // WMVC'08 Proceedings of the 2008 IEEE Workshop on Motion and Video Computing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1 – 8.
- [6] 唐政,高晓光.基于离散动态贝叶斯网络的辐射源目标识别研究[J].系统仿真学报,2009,21(1):117 – 120
- [7] YANG SHAOHUA, GAO XIAOGUANG, CHEN HAIYANG. Ground threat identification of the reconnaissance and strike integrated UAV based on improved direct inference algorithm [C] // Proceedings of the 3rd International Conference on Advance Comput-

er Theory and Engineering. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 577 – 580.

- [8] KANG LING, GUO XIAOMING. Research on application of cross structure flood risk assessment decision support system using Bayesian network [C] // Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Information Management and Engineering. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 328 – 332.
- [9] BERTOIA M F, MORAGA M A, MORCILLO M C, et al. JISB-D01—An analysis of the software components quality in use using Bayesian networks [J]. IEEE Latin America Transactions, 2010, 8 (2): 141 – 149.
- [10] CHEN HAIYANG, GAO XIAOGUANG, ZHENG JINGSONG. A kind of data repairing for missing data of discrete dynamic Bayesian networks [C] // ICNC 2009: Proceedings of the Fifth International Conference on Natural Computation. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 47 – 51.
- [11] CHEN HAIYANG, GAO XIAOGUANG. Forwards-backwards information repairing algorithm and appliance on discrete dynamic Bayesian networks [C] // IHMSC 2009: 2009 International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 76 – 80.
- [12] MURPHY K P. Dynamic Bayesian networks: representation, inference and learning [EB/OL]. [2011 – 10 – 20]. <http://www.robots.ox.ac.uk/~parg/mlrg/papers/murphythesis.pdf>.
- [13] 史建国,高晓光.离散动态贝叶斯网络的直接计算推理算法[J].系统工程与电子技术,2005,27(9):1626 – 1630.

(上接第 1915 页)

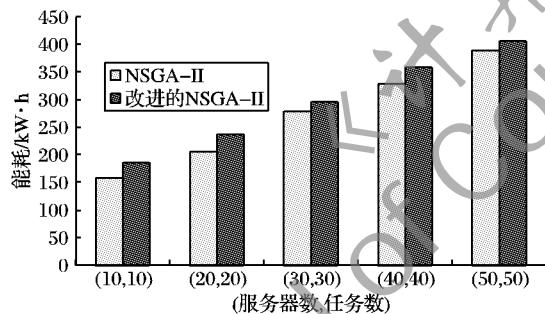


图 5 两种算法的任务执行时间最优解的能耗降低量情况

表 3 算法运行时间对比

| 问题规模(任务数, 服务器数) | NSGA-II 算法 | 改进的 NSGA-II 算法 |
|-----------------|------------|----------------|
| (10, 10) | 2.4 | 1.8 |
| (20, 20) | 5.8 | 2.2 |
| (30, 20) | 29.1 | 6.7 |
| (40, 40) | 165.4 | 38.1 |
| (50, 50) | 375.8 | 73.6 |

4 结语

在当前能源紧张,国家提倡构建低碳社会,“绿色云”、“低碳云”作为理论界研究热点的背景下,本文提出一种在云计算环境下资源的节能调度模型,旨在于降低任务执行时间、保证服务质量的基础上,降低在云资源池在资源调度过程中的能源消耗。同时,通过采用特殊的种群初始化方法以及引入学习机制对 NSGA-II 进行改进,使之能较好地适用于该模型的求解。最后算例测试显示,算法给出的 Pareto 解集质量

相对较高,较好地解决了该问题。当然本模型还有很多地方值得进一步探讨与改进,例如本文仅限于 CPU 使用率的分配,而对内存等其他资源调度没有涉及;模型中的任务是同时开始执行的且资源结构与总量固定不变,没有考虑任务的动态加入问题以及在执行过程中的资源动态变化的问题。而这些问题,将在以后的工作中做进一步的研究。

参考文献:

- [1] KOOMEY J G. Estimating total power consumption by servers in the US and the world [R], 2007.
- [2] 凤凰财经. iPad 致污,绿色 IT 待破茧[EB/OL]. [2011 – 11 – 01]. <http://finance.ifeng.com/news/tech/20100705/23-72957.shtml>.
- [3] PANDEY S, WU L, GURU S M, et al. A particle swarm optimization-based heuristic for scheduling workflow applications in cloud computing environments [C] // Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications. Piscataway: IEEE, 2010: 400 – 407.
- [4] WU ZHANGJUN, NI ZHIWEI, GU LICHUAN, et al. A revised discrete particle swarm optimization for cloud workflow scheduling [C] // 2010 International Conference on Computational Intelligence and Security. Piscataway: IEEE, 2010: 184 – 188.
- [5] 夏渝,郑骏,胡文心.基于云计算环境的蚁群优化计算资源分配算法[J].华东师范大学学报:自然科学版,2010(1):127 – 134.
- [6] 李建锋,彭舰.云计算环境下基于改进遗传算法的任务调度算法[J].计算机应用,2010,31(1):184 – 186.
- [7] DEB K, PRATA P, AGAWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182 – 197.