

基于贝叶斯网络下的遗传算法

陈锡枢

(肇庆学院 数学系, 广东 肇庆 526061)

摘要: 概率推理的基础是贝叶斯理论, 它允许对任意的概率陈述作反向推导. 利用概率论中的定理, 将贝叶斯理论移植到遗传算法上, 拓展了遗传算法的应用范围.

关键词: 概率; 贝叶斯理论; 遗传算法

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2007)01-0019-03

引言

目前遗传算法所涉及的主要领域有自动控制、组合优化、图像处理、信号处理、人工生命、机器学习、交通运输、设备布局、车间调度、进化神经网络、模糊模式识别、多目标优化、模糊优化、可靠性设计、网络设计与路径问题等许多更新、更工程化的应用. 研究热点主要集中在收敛性证明、新型高效的遗传算子设计、遗传算法与局部优化算法的结合、遗传算法在各领域的应用研究、软计算与计算智能中的遗传算法. 但在人工智能的研究中, 往往有成千上万个变量, 每个变量又以不可预测的方式影响其他的变量, 若每个变量以一般的选择、交叉、变异的遗传操作, 是不可能实现优化的. 本论文以贝叶斯网络按概率传播方法, 将群体(问题的解)一代一代地优化和推理, 并逐渐逼近最优解. 这样, 既保持遗传算法的优点, 又能对不确定性命题进行推理和搜索, 拓展了遗传算法.

1 基本原理

引理 1(条件概率) 设事件 B 的概率 $P(B) > 0$ 则在事件 B 已发生的条件下事件 A 的条件概率等于事件 AB 的概率除以事件 B 的概率所得的商:

$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}.$$

推论 1 $P(AB) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$.

推论 2 当事件 A, B 相互独立时,

$$P(AB) = P(A|B)P(B) = P(A)P(B).$$

引理 2(全概率公式^[1]) 设 $B_1, B_2, \dots, B_n$ 是样本空间 Ω 的一个分割, 即 $B_1, B_2, \dots, B_n$ 互不相容,

且 $\bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$, 若 $P(B_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$, 则对任一事件 A 有

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(B_i)P(A|B_i).$$

引理 3(贝叶斯公式^[2]) 设 $B_1, B_2, \dots, B_n$ 是样本空间 Ω 的一个分割, 即 $B_1, B_2, \dots, B_n$ 互不相容, 且 $\bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$, 若 $P(A) > 0, P(B_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$, 则

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{\sum_{j=1}^n P(B_j)P(A|B_j)}, i = 1, 2, \dots, n$$

特别地, 当 $n = 1$ 时, 有 $P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$.

2 贝叶斯网络

2.1 贝叶斯理论简介

概率推理的基础是贝叶斯理论, 它允许对任意的概率陈述作反向推导.

例如, 当看到屋外的草坪是湿的, 想知道昨天是否下雨了, 而现在仅仅知道如果昨天下雨了, 今天的草坪是湿的概率, 贝叶斯理论则可以帮助从已知的知识反向推导了未知的结论.

若 A 表示事件“昨天下雨”; B 表示事件“草坪是湿的”; $B|A$ 表示事件“在 A 事件发生的前提下, B 事件发生”, 即 $B|A$ 表示“如果昨天确实下雨了, 今天的草坪是湿的”.

由贝叶斯理论公式 $P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$, 可以从条件概率 $P(B|A)$ 以及事件 A 和 B 发生的概

率 $P(A)$ 和 $P(B)$ 得到 $P(A|B)$ 的概率值。
 $P(A|B)$ 表示“表示在发生 B 事件的前提下, A 事件发生的概率”, 即表示“草坪已经湿了的情况下, 昨天下雨的概率。”

可见, 这一反向推理特征, 极大地帮助了在贝叶斯网络中进行类似人类的推理活动。

2.2 贝叶斯网络

给定一系列命题及它们之间的因果关系 (用“ A ”导致“ B ”的形式), 可以将其表示为图的结构, 并在图上进行概率推理, 并称该结构为贝叶斯网络。

例如, 当你工作的时候, 接到邻居电话, 告诉你们家的防盗铃响了。而凑巧的是, 你知道防盗系统除了窃贼外, 在发生地震的时候也会报警。当然, 可以认为是地震, 而不是窃贼触发防盗铃。

给出 3 命题组成的贝叶斯网络, 如图 1 从图中可以明显地看出“入室盗窃”和“地震”都能触发“警报”。

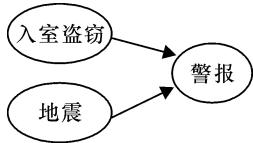


图 1 贝叶斯网络

首先计算发生地震或者入室盗窃的概率。假定现你住在一个相对安全的地方, 以 B 表示“入室盗窃”、以 E 表示“地震”, 设以下是一组较合理的概率值:

$P(B) = 0.001$, 表示“入室盗窃”的概率, 则 $P(\bar{B}) = 1 - 0.001 = 0.999$, 表示“不入室盗窃”的概率;

$P(E) = 0.002$, 表示“地震”的概率, 则 $P(\bar{E}) = 0.998$ 表示“不地震”的概率。

在各种情况组合下, 计算警报被拉响的条件概率 (可以通过各种方式测试防盗系统, 或者参考历史数据), 设得到了如表 1 所列的概率值。

表 1 在各种情况下报警的可能性

事件组	报警的概率	数据 1	数据 2
BE	0.95	0.000 002	0.000 182
$\bar{B}E$	0.94	0.009 381	0.856 009
$B\bar{E}$	0.29	0.000 579	0.052 833
$\bar{B}\bar{E}$	0.001	0.000 997	0.090 975
		0.010 959	1

表 1 中“数据 1”的物理意义是组合事件发生且报警的概率, “报警的概率”一栏的乘上事件组发生的概率, 如 $0.01 \times (1 - 0.000 2) \times 0.94 = 0.009 381$; 表 1

中的 0.010 959 的物理意义是: 在任何一天中, 报警系统拉响的概率是 0.010 959 “数据 2”的物理意义是“报警”被拉响的条件下事件组的概率, 由引理 3 (贝叶斯公式) 算出 (例如: $0.009 381 / 0.010 959 = 0.856 009$), 表 1 中“1”表示该列所有的数值相加。

2.3 结果分析

当警报被拉响的时候, 即使不知道是由于地震还是由于入室盗窃所引起的, 仍然可以肯定, 有 85.6% 的机会是因为入室盗窃, 5.28% 的可能是因为地震, 9.1% 的可能是什么也没有发生, 还有 0.018 2% 的可能是两者同时发生了。

假定得到消息, 刚刚发生了一起地震, 那么 $P(E) = \text{“地震的概率”} = 1$, $P(\bar{E}) = \text{“不地震的概率”} = 0$ 同理计算得表 2

表 2 在各种情况下报警的可能性

事件组	报警的概率	数据 1	数据 2
BE	0.95	0.000 95	0.003 269
$\bar{B}E$	0.94	0	0
$B\bar{E}$	0.29	0.289 71	0.996 731
$\bar{B}\bar{E}$	0.001	0	0
		0.290 66	1

表 2 表明, 现在有 99.67% 的可能是由于地震触发了报警系统, 同时, 只有 0.326 9% 的可能是因为入室盗窃。等等。

3 贝叶斯网络拓展了遗传算法的应用

3.1 遗传算法及算法的流程

遗传算法 (Genetic Algorithm)^[3] 是一类借鉴生物界的进化规律 (适者生存, 优胜劣汰遗传机制) 演化而来的随机化搜索方法。它是由美国的 J Holland 教授 1975 年首先提出的。遗传算法模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型。它的思想源于生物遗传学和适者生存的自然规律, 是具有“生存 + 检测”的迭代过程的搜索算法。其中, 选择、交叉和变异构成了遗传算法的遗传操作; 参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设计、遗传操作设计、控制参数设定 5 个要素组成了遗传算法的核心内容。作为一种新的全局优化搜索算法, 遗传算法以其简单通用、鲁棒性强、适于并行处理以及高效、实用等显著特点, 在各个领域得到了广泛应用, 取得了良好效果, 并逐渐成为重要的智能算法之一, 其遗传演算法的流程可由图 2 形象地表示。

3.2 贝叶斯网络拓展了遗传算法

一般遗传算法是一个以目标函数为依据, 通过

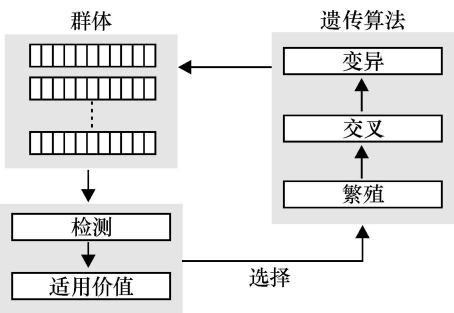


图 2 遗传演算法的流程

对个体施加选择、交叉、变异的遗传操作,实现群体内个体结构重组的迭代过程.但在人工智能的研究中,观察事物时,往往有成千上万个变量(如个体、时间、天气、环境等),每个变量以不可预测的方式影响其他的变量,若每个变量以选择、交叉、变异的遗传操作,是不可能实现的.若以贝叶斯网络按概率传播方法,将群体(问题的解)一代一代地以优化和推理,并逐渐逼近最优解.这样,既保持遗传算法的优点,又能对不确定性命题进行推理和搜索,从而拓展了遗传算法.

例如,在一起案件破获过程中,知道 4 个嫌疑犯当中必定有一人是真正的罪犯.假设上述置信节点是对 4 个嫌疑犯犯罪动机、可能作案条件的定量分析,通过计算,将知道谁是最可疑的罪犯.

破案第一步:
网络节点包含 3 个量: p_1 、Bay1、 l_1 ,如图 3 所示.

先验概率	π_1	Bay 1	λ_1	后验概率
	0.5	0.423	0.50	
	0.3	0.381	0.75	
	0.1	0.103	0.61	
	0.1	0.091	0.54	

图 3 网络节点的先验概率和后验概率

p_1 代表先验知识 1 来源于对 4 个嫌疑犯的了解,假设嫌疑犯 1 以前曾经坐过牢,那么他的犯罪可能性将远大于其他三者.假定 4 个嫌疑犯的 p_1 值分别为 0.5、0.3、0.1、0.1 (相当于贝叶斯公式的 $P(B_i)$, $i=1,2,3,4$), 这里,嫌疑犯 1 犯罪的可能性最大.

l_1 代表后验知识 1 如果在现场找到一把手枪,上面有罪犯的指纹,对上述 4 个嫌疑犯分别作指纹鉴定,得到匹配结果分别为 0.50、0.75、0.61、0.54 (相当于贝叶斯公式的 $P(A|B_i)$, $i=1,2,3,4$).

Bay1 表示对 4 个嫌疑犯犯罪可能性的真实置信度,利用贝叶斯公式

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{\sum_{i=1}^4 P(B_i)P(A|B_i)}, i=1,2,3,4$$

得到最终的置信度值(即 Bay1 的值)为

$$P(B_1|A) = \frac{0.5 \times 0.50}{0.5 \times 0.50 + 0.75 \times 0.3 + 0.61 \times 0.1 + 0.54 \times 0.1} = 0.423$$

同理得: $P(B_2|A) = 0.381$, $P(B_3|A) = 0.103$, $P(B_4|A) = 0.091$

破案第 2 步:
算法: 选择将破案第一步的 Bay1 的值遗传给 p_2 如图 4 所示.

先验概率	π_2	Bay 2	λ_2	后验概率
	0.423	0.09	0.10	
	0.381	0.69	0.75	
	0.103	0.10	0.45	
	0.091	0.12	0.59	

图 4 Bay1 的值遗传给 p_2 后的先验概率和后验概率

l_2 代表后验知识 2 如果在现场找到各方面人证,对上述 4 个嫌疑犯分别作鉴定,得到匹配结果分别为 0.10、0.75、0.45、0.59 Bay2 的值按 Bay1 的计算方法取得.

破案第 3 步:
算法: 选择将破案第二步的 Bay2 的值遗传给 $p_3 \dots\dots$

结果分析: 在这起案件破获过程中,给出的数据都是对嫌疑犯罪动机、可能作案条件的定量分析,若每个变量以一般的数学算法的选择、交叉、变异作精确的迭代,是不可能实现的.而利用贝叶斯网络,将概率从一个置信节点的 λ 向量遗传给子节点,得到子节点的 p 向量;或者将它的 p 向量反向遗传给它的父节点,得到父子节点的 λ 向量.破获案件就得得心应手了.

4 结束语

人工智能的研究中,对于遗传算法所涉及的信号处理、模糊模式识别、多目标优化、模糊优化、可靠性设计等较复杂结构,若通过对个体施加选择、交叉、变异的遗传操作,难以实现群体内个体结构重组的迭代.可用贝叶斯网络,按概率传播方法,将群体(问题的解)一代一代地优化和推理,并逐渐逼近最优解.

[3] S M RAO, D RW ilton. Electromagnetic scattering by sur-
faces of arbitrary shape[J]. IEEE Trans on Antennas and
Propagation, 1982, 30(5): 409-418

[4] K A M ichalski; C G Hsu. Res computation of coax-loaded
microstrip patch antennas of arbitrary shape[J]. Electro-
magnetics, 1994, 14(1): 33-62

[5] N G Alexopoulos. Fundamental superstrate (cover) effects
on printed circuit antennas[J]. IEEE Trans on Antennas
and Propagation, 1984, 32(8): 807-816

A Novel Method for Evaluating the RCS of Microstrip Antenna

X DNG Xuan¹, HE Xi-lian²

(1 Faculty of Information Engineering Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006 China
2 Institute of Electronics, Chinese Academic of Science, Beijing 100080, China)

Abstract A method for analyzing the RCS of microstrip antenna with the MOM is presented in the paper. As the additional mode basis function is introduced, the effect of the pin can be analyzed correctly. A novel method is proposed to compute the RCS of arbitrarily loaded microstrip antenna using the scatter field of the microstrip antenna of two different loads. Numerical results validate the method in the paper.

Key words microstrip antenna; radar cross section (RCS); arbitrary load

(上接第 21 页)

参考文献:

[1] 陈魁. 应用概率统计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.

[2] 茆诗松. 概率论与数理统计教程 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2004.

The Genetic Algorithm Based on Bayesian Net

CHEN Xi-shu

(Department of Mathematics, Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China)

Abstract Theory of Bayesian is the base of probability inference. It is permitted to infer reversely any probability statements. With the help of the theorems of probability theory, this article transfers the theory of Bayesian to the genetic algorithm, and then expands the applicable scope of the latter.

Key words probability; theory of Bayesian; genetic algorithm