

中山大学数据科学与计算机学院

计算机科学与技术专业-人工智能

本科生实验报告

(2018-2019 学年秋季学期)

课程名称: Artificial Intelligence

教学班级	计科 2 班	专业 (方向)	计算机科学与技术
学号	16337341	姓名	朱志儒

实验题目

变量消元

实验内容

· 算法原理

1) 因子:

因子是随机变量的一个函数, 它将随机变量映射到一个条件概率表。例如, $f(A,B)$ 可以表示 $P(A|B)$ 或 $P(B|A)$, 取决于具体的贝叶斯网络。

2) 相乘操作:

因子 $f(A, B)$ 和因子 $g(B, C)$ 具有相同的变量 B , 这两个因子相乘得到新的因子 $h(A, B, C)$, 即 $h(A, B, C) = f(A, B) \times g(B, C)$ 。

3) 求和操作:

对于因子 $f(A, B)$, 对随机变量 A 求和即可从 $f(A, B)$ 得到 $h(B)$ 。由于 $f(A, B)$ 是条件概率表而不是联合概率表, 所以求和后 $h(B)$ 可能存在大于 1 的概率, 归一化后即可得到正确的概率。

4) 限制操作:

对于因子 $f(A, B)$, 限制 $f(A, B)$ 中的 $A = a$, 即在 $f(A, B)$ 的条件概率表中选择 $A = a$ 的项而忽视其他的项, 从而得到新的因子 $h(B)$ 。

5) 变量消元算法:

根据给定的证据列表, 限制所有已知的随机变量。

根据给定的消元顺序, 对每个需要消元的变量 Z_i 执行如下操作:

- a) 找到包含变量 Z_i 的所有因子 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$;
- b) 先将找到的所有因子相乘, 再对变量 Z_i 求和得到新的因子 g_i ;
- c) 从因子列表中删除之前找到的所有因子, 再将新的因子 g_i 加入因子列表。

将其他随机变量消去后, 只剩下包含查询变量的因子, 将这些因子相乘再进行归一化就可以得到目标条件概率。

· 伪代码

输入: N —贝叶斯网络; E —证据变量; e —证据变量的取值;

Q —查询变量; p —消元顺序, 包含所有不在 $Q \cup E$ 中的变量。

输出: $P(Q | E = e)$ 。

1. $U \leftarrow N$ 中所有概率分布的集合;
2. 在 U 的因子中, 将证据变量 E 设置为其观测值 e ;
3. while ($p \neq \emptyset$):

4. 设 Z 为 p 中排在最前面的变量, 将 Z 从 p 中删去;
5. 从 U 中删去所有涉及 Z 的因子, 设这些因子是 $\{f_1, f_2, \dots, f_k\}$;
6. $g \leftarrow \prod_{i=1}^k f_i$;
7. $h \leftarrow \sum_Z g$;
8. 将 h 加入 U
9. end while;
10. 将 U 中所有因子相乘, 得到一个 Q 的因子 $h(Q)$;
11. return $\frac{h(Q)}{\sum_Q h(Q)}$;

• 关键代码

变量消元算法:

```

1. def inference(factor_list, query_variables, ordered_list_of_hidden_variables
   , evidence_list):
2.     # 根据给定的 evidence_list 限制所有已知的随机变量
3.     for evkey, value in evidence_list.items():
4.         for i in range(len(factor_list)):
5.             if evkey in factor_list[i].var_list:
6.                 factor_list[i] = factor_list[i].restrict(evkey, str(value))
7.     # 根据给定的消元顺序逐个消元
8.     for var in ordered_list_of_hidden_variables:
9.         currnet_list = []
10.        # 找到包含所要消除的变量的所有因子
11.        for i in range(len(factor_list)):
12.            if var in factor_list[i].var_list:
13.                currnet_list.append(factor_list[i])
14.        # 将找到的所有因子从因子列表 factor_list 中删除
15.        for factor in currnet_list:
16.            factor_list.remove(factor)
17.        # 将所有找到的因子相乘再对于所要消除的变量求和得到新的因子
18.        new_factor = currnet_list.pop()
19.        while len(currnet_list) != 0:
20.            new_factor = new_factor.multiply(currnet_list.pop())
21.        # 将新得到的因子加入因子列表 factor_list
22.        factor_list.append(new_factor.sum_out(var))

```

```

23.     print("RESULT: ")
24.     res = factor_list[0]
25.     for factor in factor_list[1:]:
26.         res = res.multiply(factor)
27.     total = sum(res.cpt.values())
28.     res.cpt = {k: v / total for k, v in res.cpt.items()}
29.     res.print_inf()

```

限制操作:

```

1. def restrict(self, variable, value):
2.     '''function that restricts a variable to some value in a given factor'''
3.     # 找到变量的下标
4.     index = self.var_list.index(variable)
5.     new_var_list = deepcopy(self.var_list)
6.     # 删除因子中已限制的变量
7.     new_var_list.remove(variable)
8.     new_cpt = {}
9.     for key, prob in self.cpt.items():
10.        if key[index] == value:
11.            # 新的条件概率表中只保留限制变量的值为 value 的概率
12.            kkey = key[:index] + key[index + 1:]
13.            new_cpt[kkey] = prob
14.     new_node = Node('f' + str(new_var_list), new_var_list)
15.     new_node.set_cpt(new_cpt)
16.     return new_node

```

求和操作:

```

1. def sum_out(self, variable):
2.     '''function that sums out a variable given a factor'''
3.     # 找到变量 variable 的下标
4.     index = self.var_list.index(variable)
5.     new_var_list = deepcopy(self.var_list)
6.     # 删除因子中变量 variable
7.     new_var_list.remove(variable)
8.     new_cpt = {}
9.     # 对变量 variable 求和
10.    for key1, prob1 in self.cpt.items():
11.        for key2, prob2 in self.cpt.items():
12.            if key1[:index] == key2[:index] and key1[index + 1:] == key2[index + 1:] and key1[index] != key2[index]:
13.                # 只对相互匹配的求和

```

```

14.         new_key = key1[:index] + key1[index + 1:]
15.         if new_key not in new_cpt.keys():
16.             # 对条件概率表遍历两遍导致每个结果会出现两次，只需保存一次即可
17.             new_cpt[new_key] = prob1 + prob2
18.     new_node = Node('f' + str(new_var_list), new_var_list)
19.     new_node.set_cpt(new_cpt)
20.     return new_node

```

相乘操作：

```

1. def multiply(self, factor):
2.     '''function that multiplies with another factor'''
3.     index1 = 0
4.     index2 = 0
5.     new_list = []
6.     new_cpt = {}
7.     # 找到两个因子中相同的变量
8.     for var in self.var_list:
9.         if var in factor.var_list:
10.            # 得到这个变量在两个因子中下标
11.            index1 = self.var_list.index(var)
12.            index2 = factor.var_list.index(var)
13.            new_list = self.var_list + factor.var_list[:index2] + factor.var
            _list[index2 + 1:]
14.            break
15.     for key1, prob1 in self.cpt.items():
16.         for key2, prob2 in factor.cpt.items():
17.             if key1[index1] == key2[index2]:
18.                 # 遍历两个条件概率表，找到相匹配的 key
19.                 new_key = key1 + key2[:index2] + key2[index2 + 1:]
20.                 # 两个概率相乘以组成新的条件概率表
21.                 new_cpt[new_key] = prob1 * prob2
22.     new_node = Node('f' + str(new_list), new_list)
23.     new_node.set_cpt(new_cpt)
24.     return new_node

```

实验结果及分析

· 实验结果展示

计算 $P(A)$:

```
P(A) *****  
RESULT:  
Name = f['A']  
vars ['A']  
key: 1 val : 0.0025164420000000002  
key: 0 val : 0.997483558
```

计算 $P(B|J, \sim M)$:

```
P(B | J, ~M) *****  
RESULT:  
Name = f['B']  
vars ['B']  
key: 0 val : 0.9948701418665987  
key: 1 val : 0.0051298581334013015
```