

目录

[算法导论-第四讲 概率分析与随机算法](#)

[1.雇佣问题](#)

[2.指示器随机变量](#)

[3.随机算法](#)

[4.概率分析和指示器随机变量的进一步使用](#)

[课后作业](#)

湖南工商大学 算法导论 课程教案

授课题目 (教学章、节或主题)

课时安排: 2学时

第四讲: 概率分析与随机算法

授课时间 :第四周

教学内容 (包括基本内容、重点、难点) :

基本内容: (1) 雇佣问题: 问题的提出与算法分析;

(2) 指示器随机变量;

(3) 随机算法: 算法时间复杂度分析;

(4) 概率分析和指示器随机变量的进一步使用: 生日悖论; 球与箱子; 特征序列; 在线雇佣问题.

教学重点、难点: 重点为概率分析与随机算法原理、算法设计与分析

教学媒体的选择: 本章使用大数据分析软件Jupyter教学, Jupyter集课件、Python程序运行、HTML网页制作、Pdf文档生成、Latex文档编译于一身, 是算法导论课程教学的最佳选择。

板书设计：黑板分为上下两块，第一块基本定义，推导证明以及例子放在第二块。第一块 整个课堂不擦洗，以便学生随时看到算法流程图以及基本算法理论等内容。

课程过程设计：（1）讲解基本算法理论；（2）举例说明；（3）程序设计与编译；（4）对本课堂进行总结、讨论；（5）布置作业与实验报告

第四讲 概率分析与随机算法

一. 雇佣问题

考虑一个雇佣问题：你是一个老板，向猎头公司委托寻找一个秘书职位，猎头每天为你推荐一个应聘者，而你对他进行面试。你的目标是，任用所有应聘者中资质最好的。但由于秘书职位不能空缺，在每次面试完后，都要立即给面试者结果，所以只要当天的面试者资质比现任秘书好，你就解雇现任的秘书，而重新雇佣当天的应聘者。

1. 程序实现

面试n个人的伪代码：

```
HIRE_ASSISTANT(n) {
1   best = 0; // candidate 0 is a least-qualified dummy candidate
2   for i = 1 to n {
3       interview candidate i;
4       if candidate i is better than candidate best {
5           best = i;
6           hire candidate i;
7       }
8   }
9 }
```

Python代码实现：

In [1]:

```

1  def hire_assistant(assList):
2      n = len(assList)
3      best = 0
4      index = 0
5      for i in range(n):
6          value = assList[i].score
7          if value > best:
8              best = value
9              index = i
10     return assList[index]
11
12     class Assistant:
13         def __init__(self, a_name="anonymous", value=0):
14             self.name = a_name
15             self.score = value
16
17     assList=[Assistant("xiaoming", 12), Assistant("zhonghou", 13), Assistant("yuanlian
18             Assistant("dapeng", 10), Assistant("guomin", 22), Assistant("lase", 21)]
19     print("Assistant "+hire_assistant(assList).name+" is the best assitant")

```

Assistant guomin is the best assitant

2. 算法分析:

现在来分析一下面试过程中的花费。这里我们不是分析运行时间，而是花费，但本质是一样的——分析代码执行的代价。设每次进行面试的花费为 c_i ，而雇佣一个新秘书的花费为 c_h 。 c_i 的花费比较少，而 c_h 的花费很高，因为雇佣新的秘书要给猎头一笔佣金，同时解雇现任秘书也需要花费。假设期间我们雇佣过 m 个人，则上面算法的总花费为 $O(c_i * n + c_h * m)$ 。进行面试的花费是固定的，为 $c_i * n$ ，所以我们关注于雇佣的花费，而雇佣的花费取决于雇佣的次数。在最坏情况下，每天到来的面试者资质都比前一天的好，则每天都要雇佣新的秘书，总花费为 $O((c_i + c_h) * n)$ 。我们的算法依赖于面试者到来的顺序，但我们不能预期也不能改变这个顺序，所以我们预期一个一般或平均情况，这就需要对面试者的到来顺序进行概率分析。

3. 概率分析:

事实上，我们既不能得知应聘者出现的顺序，也不能控制这个顺序，因此我们使用概率分析。概率分析就是在问题的分析中使用概率技术。为了使用概率分析，必须使用关于输入分布的知识或者对其做假设，然后分析算法，计算出一个期望的运行时间。这个期望值通过对所有可能的输入分布算出。

有些问题，我们对所有可能的输入集合做某种假设。对于其他问题，可能无法描述一个合理的输入分布，此时就不能使用概率分析方法。

在雇佣问题中，可以假设应聘者是以随机顺序出现的。假设可以对任何两个应聘者进行比较并确定哪个更优；换言之，在所有的应聘者之间存在这一个全序关系。因此可以使用从1到n的唯一号码来标志应聘者的优秀程度。用 $\text{rank}(i)$ 来表示应聘者 i 的名次。这个有序序列 $\langle \text{rank}(1), \text{rank}(2), \dots, \text{rank}(n) \rangle$ 是序列 $\langle 1, 2, \dots, n \rangle$ 的一个排列。说应聘者以随机的顺序出现，就等于说这个排名列表是1到n的 $n!$ 中排列中的任何一个，每种都以相等的概率出现。

4. 随机算法

在许多情况下，我们对输入分布知识知之甚少；即使知道关于输入分布的某些信息，也无法对这种分布建立模型。然而通过使一个算法中的某些部分的行为随机化，就常常可以利用概率和随机性作为算法设计和分析的工具。

比如在雇佣问题中，如果雇佣代理给我们一份应聘者的名单，每天我们随机地挑选一个应聘者进行面试，从而确保了应聘序列的随机性。

更一般地，如果一个算法的行为不只有输入决定，同时也由随机数生成器所产生的数值决定，则称这个算法是随机的。

二. 指示器随机变量

给定一个样本空间 S 和事件 A ，那么事件 A 对应的指示器变量 $I\{A\}$ 的定义为：

$$I\{A\} = \begin{cases} 1 & \text{如果 } A \text{ 发生的话} \\ 0 & \text{如果 } A \text{ 不发生的话} \end{cases}$$

比如抛一枚均匀硬币，样本空间为 $S = H, T$ (H 为正面朝上， T 为背面朝上)，正反面朝上的概率都分别为 $1/2$ ，即 $\text{Pr}\{H\} = \text{Pr}\{T\} = 1/2$ 。我们用指示器随机变量 X_H 来对应正面朝上的情况，则：

$$X_H = I\{H\} \begin{cases} = 1 & \text{如果 } H \text{ 发生，即正面朝上} \\ = 0 & \text{如果 } T \text{ 发生，即背面朝上} \end{cases}$$

我们可以计算抛一次硬币时指示器随机变量 X_H 的期望值：

$$E[X_H] = E[IH] = 1 * \text{Pr}\{H\} + 0 * \text{Pr}\{T\} = 1 * 1/2 + 0 * 1/2 = 1/2$$

不难发现，指示器随机变量的期望值等于对应事件发生的概率。现在连续抛硬币 n 次，假设随机变量 X_i 对应第 i 次抛硬币时正面朝上的事件：

$$X_i = I\{\text{第 } i \text{ 次抛硬币的正面朝上}\}$$

我们用随机变量 X 来对应 n 次抛硬币中正面朝上的总次数：

$$X = \sum_{i=1}^n X_i$$

则正面朝上的期望次数为：

$$E[X] = E \left[\sum_{i=1}^n X_i \right] = \sum_{i=1}^n E[X_i] = \sum_{i=1}^n 1/2 = n/2$$

现在回到刚才的雇佣问题，我们用指示器随机变量来分析花费：假设 X_i 对应事件A“第 i 个应聘者被雇佣”：

$$X_i = IA \begin{cases} = 1 & \text{如果应聘者 } i \text{ 被雇佣} \\ = 0 & \text{如果应聘者 } i \text{ 没有被雇佣} \end{cases}$$

事件A的概率为：应聘者是1到 i 中最好的概率是 $1/i$ ，所以 X_i 值的期望值也为 $1/i$ 。用随机变量 X 表示雇佣的总次数：

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_n$$

则 X 的期望值为：

$$E[X] = E \left[\sum_{i=1}^n X_i \right] = \sum_{i=1}^n E[X_i] = \sum_{i=1}^n \frac{1}{i} = \ln(n) + O(1)$$

综上所述，在应聘者以随机的次序出现时，面试 n 个人后平均雇佣的人数为 $\ln(n) + O(1)$ ，而 HIRE_ASSISTANCE 总的雇佣费用为 $O(c_h * \ln(n))$ 。期望的雇佣费用比最坏情况下的雇佣费用 $O(c_h * n)$ 有了显著改善。

三. 随机算法

前面我们的概率分析是基于前提：应聘者到来的顺序是随机分布的。可以看到输入的随机化可以保证我们算法的一个期望值，所以随机算法（先将输入序列随机排列再进行计算）有比较好的平均效率。比如用随机算法重新考虑雇佣问题：

伪代码：

```
RANDOMIZED_HIRE_ASSISTANT(n) {  
1  randomly permute the list of candidates  
2  HIRE_ASSISTANT(n)  
}
```

随机算法Python程序

In []:

```
1  # -*- coding:utf-8 -*-  
2  import pylab as pl  
3  import random  
4  assist = 0  
5  cost = 0  
6  cost_list = []  
7  for tr in range(50):  
8      peoples = random.sample(range(50), 50)  
9      for people in peoples:  
10         cost += 20  
11         if assist < people:  
12             assist = people  
13             cost += 40  
14         print(assist, end=" ")  
15     print("")  
16     cost_list.append(cost)  
17     cost = 0  
18     assist = 0  
19 min_cost = cost_list[0]  
20 max_cost = cost_list[0]  
21 list_y = range(1, 51)  
22 print(min(cost_list), max(cost_list))  
23 pl.plot(list_y, cost_list, 'r')  
24 pl.xlim(0.0, 50)  
25 pl.show()
```

In []:

```

1 import random
2 list1=[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]
3 random.shuffle(list1) #对列表进行随机排序
4 print(list1)
5
6
7 def permute_by_sorting(a):
8     permute_list=[]
9     n=len(a)
10    for i in range(0,n):
11        permute_list.append(random.randint(1,n**3))
12    print(permute_list)
13    for i in range(0,n):
14        for j in range(i+1,n):
15            if permute_list[j]<permute_list[i]:
16                permute_list[i],permute_list[j]=permute_list[j],permute_li
17                a[i],a[j]=a[j],a[i]
18
19 def randomize_in_place(a):
20     n = len(a)
21     for i in range(n):
22         j = random.randint(i, n-1) #j=random.randint(1, n-1)是错误的
23         a[i],a[j]=a[j],a[i]
24     return a

```

四. 概率分析和指示器随机变量的进一步使用

1. 生日悖论

一个房间里的人数要达到多少，才能使有至少两个人生日相同的概率达到1/2。

- 分析1: 假设一年的天数为 Y 天，对房间里的所有人进行编号 m_1, m_2, \dots, m_n 。假设事件

$$A_i = \{m_i \text{ 与 } m_1, \dots, m_{i-1} \text{ 的生日不同}\}, \quad B_i = \{m_1 \dots m_i \text{ 生日互不相同}\}$$

于是 $B_k = \bigcap_{i=1}^k A_i$

$$\begin{aligned} Pr B_k &= Pr\{B_{k-1} \cap A_k\} = Pr\{B_{k-1}\} * Pr\{A_k | B_{k-1}\} \\ &= Pr\{B_{k-1}\} * (Y - k + 1)/Y \end{aligned}$$

依据递推式

$$\Pr\{B_n\} = \prod_{i=1}^n (1 - (i-1)/Y)$$

求使 $\Pr\{B_n\} < 1/2$ 的最小 n 值。

- 分析2: 利用指示器随机变量, 令指示器变量 $X_{\{ij\}}$ 对应于事件 {人*i*和人*j*生日相同}

$$E[X_{ij}] = 1/Y; \quad \sum E[X_{ij}] = 1/Y * k(k-1)/2;$$

随机变量 $X = \sum X_{ij}$ 表示生日相同的两人对的对数; 如果取 $Y=356$ 天, 则只要 $k \geq 28$, 就可以期望至少有两个人生日。注意: 依据期望来反推概率只是简单而近似的分析, 并不如分析1准确。不过虽然两种分析方法的结果不一致, 但是都是 $\Theta(n^{1/2})$ 。

生日悖论问题Python代码:

In [6]:

```

1  from random import randint
2
3  def list_birth():
4      list_birth=[]
5      for i in range(23):
6          x=randint(1, 12)
7          if x in [1, 3, 5, 7, 8, 10, 12]:
8              y=randint(1, 31)
9          elif x==2:
10             y=randint(1, 28)
11         else:
12             y=randint(1, 30)
13         list_birth.append((x, y))
14     return list_birth
15     #建立生日日期对的列表, 这里也可以用365天来算
16
17 def set_birth():
18     set_birth=set(list_birth())
19     return set_birth
20     #转换成集合是为了去重, 若集合长度小于23, 则说明, 有生日一样的日期被去掉了
21
22 def main(count):
23     n=0
24     for i in range(count):
25         list_birth()
26         set_birth()
27         if len(set_birth())<23:n=n+1
28     chance=n/count #计算去重的次数占总循环次数的比例, 即概率
29     print("{:.2%}".format(chance))
30
31 main(10000)

```

50.66%

2. 球与箱子

投球符合几何分布, 第 $i-1$ 次命中到第 i 次命中之间的投球次数的期望为 $1/((b-i+1)/b) = b/(b-i+1)$, 则每个箱子中至少有一个球的期望为1到 b 的和为 $b(\ln(b) + O(1))$ 。

3. 特征序列

共 n 次实验，连续出现 k 次正面向上的期望值为 $X(k)$ ，每种可能的概率为从 i 到 $i+k < n$ 出现正面向上的概率， i 的值从1到 $n-k+1$ ，连续出现 k 次的概率为 $1/(2^k)$ ，则期望 x 为这些概率的和为 $(n-k+1)/(2^k)$ 。

特征序列即：使得期望达到最大时 k 的值，转化为求最大值问题，当 $k = \lg(n)$ 时最大。

4. 在线雇佣问题

面试 n 个人，抛弃前 k 个人，雇佣 $k+1$ 到 n 中第一个比之前都优秀的人其位置为 i 。在位置 i 雇佣到最佳人选的期望值 $X(k)$ ，每一个可能的 i 为 $k+1$ 到 n ，最佳人选在位置 i 被雇佣的概率由最佳人选排在位置 i 概率为 $1/n$ ，且 $k+1$ 到 $i-1$ 之间不会有人被聘用即其中的最大值只在1到 k 之间概率为 $k/(i-1)$ 。两个概率之积，并由 $k+1$ 到 n 的和的期望达到最大值时 k 的值即为问题的解

引用及参考：

[1] 《Python数据结构与算法分析》布拉德利.米勒等著，人民邮电出版社，2019年9月。

[2] https://blog.csdn.net/zhang_xiaomeng/article/details/71425008

(https://blog.csdn.net/zhang_xiaomeng/article/details/71425008)

[3] <http://blog.chinaunix.net/uid-26947004-id-3198016.html> ([http://blog.chinaunix.net/uid-](http://blog.chinaunix.net/uid-26947004-id-3198016.html)

[26947004-id-3198016.html](http://blog.chinaunix.net/uid-26947004-id-3198016.html))

[4] <https://blog.csdn.net/longhuihu/article/details/5864442>

(<https://blog.csdn.net/longhuihu/article/details/5864442>)

课后练习

1. 写出雇佣问题的完整Python代码或 C语言代码。
2. 写出随机排列的完整Python代码或 C语言代码，并举例说明。
3. 写出生日悖论问题、球与箱子问题、在线雇佣问题的python代码或C语言代码。

讨论、思考题、作业：

参考资料 (含参考书、文献等)：算法导论. Thomas H. Cormen等，机械工业出版社，2017.

授课类型 (请打√)：理论课 讨论课 实验课 练习课 其他

教学过程设计 (请打√)：复习 授新课 安排讨论 布置作业

教学方式 (请打√) : 讲授 讨论 示教 指导 其他

教学资源 (请打√) : 多媒体 模型 实物 挂图 音像 其他

填表说明: 1、每项页面大小可自行添减; 2、教学内容与讨论、思考题、作业部分可合二为一。