

基于蒙特卡罗模拟的机场出租车问题

摘 要

以往出租车司机在将乘客送往机场后,往往只能依靠个人的从业经验来判断排队接客以及空载回市区的收益大小,没有对信息进行定量的分析,本文将建立决策模型,从实际出发探讨司机等待或是返回的收益大小。

对于问题一,影响司机决策的相关因素有当前时刻航班数以及蓄车池中排队的出租车数。根据机场出租车运营模式,得出 A,B 两种方案下的收益数学表达式,发现影响司机收益最主要的因素是 A 方案的等待时间长短,因此当前时刻航班数以及蓄车池中排队都是通过影响司机在 A 方案中的排队时间,从而影响司机 A,B 两种决策的收益,最终影响司机的决策。综合机场乘客数量的变化规律,使用 python 爬虫在网上爬取数据(北京首都国际机场航班数据),使用 Excel 对数据按天数和小时段进行排序,由时间变化曲线,给出选择策略,如下表所示:

季节	时段	建议决策
春季夏季	9: 00—12: 00	B
秋季冬季	15: 00—17: 00	A

对于问题二,以北京首都国际机场为例,在网上搜寻计价规则相关,带入问题一的模型, A 方案的等待时间由蓄车池中的出租车数直接决定。使用蒙特卡罗算法在 N[1,300]范围内对收益进行求解,并将求解结果使用 SPSS 对 A 方案收益大于 B 方案收益的数据点进行统计处理,并计算其概率,部分结果如下表所示:

蓄车池车辆数	时间段	天数	B 方案收益更高概率
40	9: 00—11: 00	34—54	93.94%
60	9: 00—13: 00	34—54	86.91%
60	9: 00—10: 00	57—117	83.607%

为验证合理性,使用 Logisitic 回归算法对数据点进行回归,利用回归得出决策与本文模型得出的决策相对比两者相似度为 98.1%;为验证模型对相关因素的依赖性,使用灵敏度分析,分别改变每日进入北京人数和每小时段航班数,进行对比,可得模型对两个相关因素都呈现负相关。

对于问题三,在保证安全条件下,分析了影响乘车效率的出租车管理方式和上车点数量。在对出租车管理的方式中,分别分析了三种典型的出租车管理方式,引入操作系统的并发进程理论,计算得出了独立发车模式的单位时间内出租车周转辆数最高;在对上车点的分析中,使用逻辑推导,以乘车时间为目标函数,使用 Matlab 进行求解,得到了 3 个上车点效率最佳。最后建议使用单独发车模式并采用 3 个上车点。

对于问题四,在查阅相关论文后,得知乘客选择乘坐出租车的距离区间为[10, 40],本文将送客区间为[10,20]的定义为短程出租车。在等待时间的计算公式前乘上优先级系数,构成新的等待时间表达式,利用蒙特卡罗算法,求解出所有情况下收益方差的最小值,提取数据点中的 9 个优先级,得到结果下表:

优先级	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
距离	18.94	17.88	16.82	15.76	14.7	13.64	12.58	11.52	10.46

关键词: 决策模型 Logisitic 回归 并发进程 蒙特卡罗模拟

一、问题重述

1.1 问题背景

航空枢纽拥有着大量的旅客吞吐量,对促进经济贸易、文化交流起着重要的作用。而大多数的航空枢纽处于郊外等地,许多旅客前往目的地,出租车成了主要的交通工具之一。波动的乘客数、机场管理制度、以及不同出租车司机的决策等因素共同影响机场交通。

1.2 问题一的重述

问题一中,题干给出司机面临两种选择分别是前往“蓄车池”排队并载客返回市区和直接空载返回市区拉客,要求结合机场乘客数量的变化规律和出租车司机收益,分析出租车司机决策相关因素的影响机理,建立选择决策模型,同时给出合理的决策建议。

1.3 问题二的重述

问题二中要求搜集机场以及所在城市出租车的相关数据,并得到出租车司机的策略方案,分析模型是否合理以及相关因素的依赖程度。

1.4 问题三的重述

问题三中在保证车辆和乘客安全的条件下,在“乘车区”的两条并行车道中如何合理设置“上车点”,使得总乘车效率最高。

1.5 问题四的重述

问题四中管理部门为了让出租车的收益尽量均衡,要求给短程载客的出租车给予一定的优先权,并给出合理的安排方案。

二、问题分析

2.1 问题一的分析

对问题一的题意进行分析,可将问题一分为两个小问,1、分析研究相关因素对司机决策的影响机理。2、综合考虑乘客数变化规律与司机的收益,建立决策模型并给出司机选择策略,下面将对两个小问分别进行分析。

(1) 根据题目中的信息得知,影响司机决策的相关因素主要有当前时刻机场的航班数以及蓄车池中排队的出租车数。考虑到司机的收益对司机的决策起主导作用,因此,应首先对影响司机收益的因素进行分析,分析后发现司机的收益主要受到排队时间的影响,而司机的排队时间又由蓄车池中的车辆数和一段时间内乘坐出租车的人数共同决定。蓄车池中的车辆数司机可以观察到,但乘客的人数却不能直接观测,因此本文以北京首都国际机场为例,使用 python 爬虫在网上爬取影响一段时间内乘客数量因素的详细数据(一天时间内北京首都国际机场的航班信息,2020 年内每天坐飞机去北京人口的迁入量),使用 excel 对数据进行清洗和预处理,最后使用 SPSS 对清洗后的数据进行描述性统计,并做出时间曲线,最终论证相关因素对司机决策的影响机理。

(2) 结合实际情况,根据所有的已知条件写出 A,B 两种选择的收益函数,进而发现 A,B 方案的收益大小实际上由 A 车的等待时间决定。使用 excel 对一天内北京首都国际机场的航班信息进行清洗并预处理,得到每小时段内的航班数量,每小时段内的航班数量与一天的总航班数量的比值乘以当天坐飞机进入北京的人数,可以得到每小

时段内的人流量,再根据蓄车池中的车辆数,可以写出 A 方案等待时间的函数表达式,再结合 A,B 方案的收益函数,进而建立司机决策模型。

2.2 问题二的分析

以北京首都国际机场为例,在网上搜寻计价规则相关数据,带入问题一的模型,A 方案的等待时间由蓄车池中的出租车数直接决定。使用蒙特卡洛算法在 $N[1,300]$ 范围内对收益进行求解,并将求解结果导入 SPSS 对 A 方案收益大于 B 方案收益的数据点进行统计处理,并计算其概率,为验证合理性,使用 logisitc 回归算法对数据点进行回归,利用回归得出决策与本文模型得出的决策相对比两者相似度,为验证模型对相关因素的依赖性,使用控制变量法,分别将改变后的每日进入北京人数和每小时段航班数带入模型,得出的结果与原始数据进行对比,可得模型对两个相关因素的依赖性。

2.3 问题三的分析

在机场管理部门的调度下,可能会发生出租车排队载客和乘客排队乘车的情况,所以我们在尽量满足乘车效率最高的同时,也要考虑车辆和乘客的安全。基于乘车的效率的考量,分别从出租车管理模式和上车点数量两个方面进行考虑,在查阅相关论文后,将出租管理模式分为三种,依次发车模式,单独发车模式,并列多车道发车模式。再分别对着三种模式的出租车管理方式进行仿真模拟,引入操作系统的多线程思想,分析得出出租车管理模式的最佳效率方式;对于上车点数量,从理论推导出发,得出乘车最短时间的目标函数式,最后求得最优解。

2.4 问题四的分析

出租车从机场载客的收益收到行驶里程的影响,司机因不能拒载从而可能导致每个司机最终的收益不同,先机场允许那些短途载客的出租车返回机场重新排队,并给予一定的优先权,为使这些返回的出租车收益尽可能均等,因此优先级的选取至关重要,可以采用蒙特卡洛算法对所有情况下引入优先级的短程车的收益进行试验,在收益最大的情况下求得最小的方差所对应的数据点。按公里数对这些短程车进行分类,并最终给出对应的优先级。

三、模型假设

1. 假设司机是绝对理智的。
2. 假设机场航班不受天气的影响。
3. 假设机场到市区的道路绝对平整。
4. 假设乘客上车时间和汽车打火时间可以忽略。
5. 假设司机再回去的路上不出现堵车等意外情况。

四、符号说明

符号	说明	单位
W	出租车收益	元
Z	出租车起步价	元
u	每公里油耗	升/km
f	油价	元/升
S	城市机场距离城市市区的距离	Km

L	人流量	个/小时
P	当天坐飞机进入北京的总人数	个
b	当前时段的航班数	辆
N	蓄车池中排队的出租车数	辆
n	自变量矩阵	无
Q	出租车上客点的通行能力	辆/h
R	为了抵偿停靠时间波动的折减系数	无
ε	优先权	无

五、模型的建立与求解

5.1 问题一决策模型的建立

5.1.1 相关因素对决策的影响机理

根据题干提供信息可知，司机在送客到机场后面临两种选择：

（A）前往蓄车池等待下飞机的乘客，排队进场载客回市内。

（B）直接返回市内，前往市区载客。

依照这两种选择可以做出出租车在机场行驶的流程图，如下图 1 所示

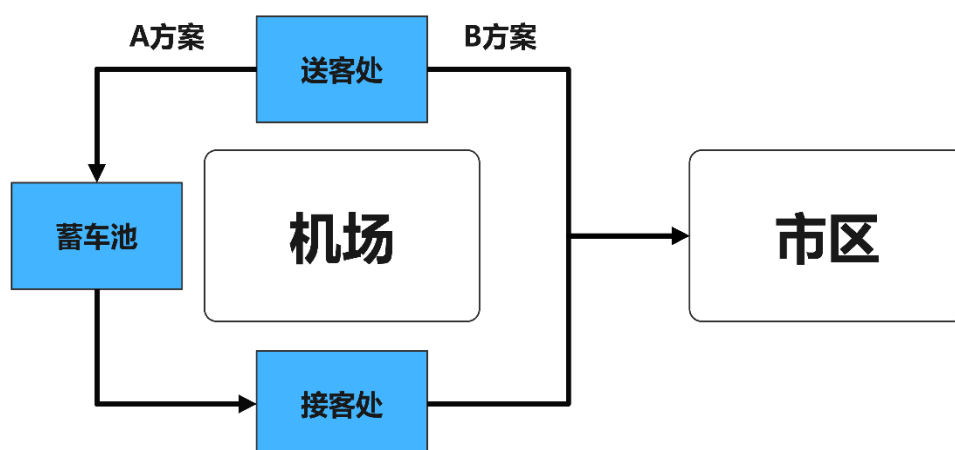


图 1 机场出租流程图

在某时间段抵达的航班数量以及蓄车池中已有的车辆数是司机已知的信息，司机依照个人的经验对这些已知的信息进行分析从而决定选择哪种方案。因而可以初步确定影响司机决策的两个主要影响因素，这一时间段内抵达的航班数量，蓄车池内排队车辆的数量。

在确定影响因素后，进而研究这些影响因素是如何影响司机的决策的。司机受利益的驱动必然选择收益最高的一个选项，因此只要找出两种选择的收益函数受哪些自变量的影响，并列出函数表达式就能知道，上述两个影响因素是如何影响司机决策的。

结合实际情况考虑，出租车司机的收益(W)为当地出租车起步价(Z)加上每公里单价减去每公里油耗(u)乘以当前油价(f)，具体公式(1)如下：

$$W = (Z - uf) S \quad (1)$$

公式(1)中 S 为城市机场距离城市市区的距离。

A 方案中司机需要进入蓄车池等待一段时间，直到轮到自己接客才能开始正常盈利。B 方案中司机直接返回市区接客并在市区接客，在返回市区的途中会因为空载而

损失燃油费用，到达市区后开始正常接客。因为不知道方案 A 出租车到达市区后是否继续盈利，因此本文将拉客截止时间设置为方案 A 出租车返回市区的时刻，根据上述分析，可以做出两种选择下的司机收益的大致曲线(左为 B，右为 A)，如下图 2：

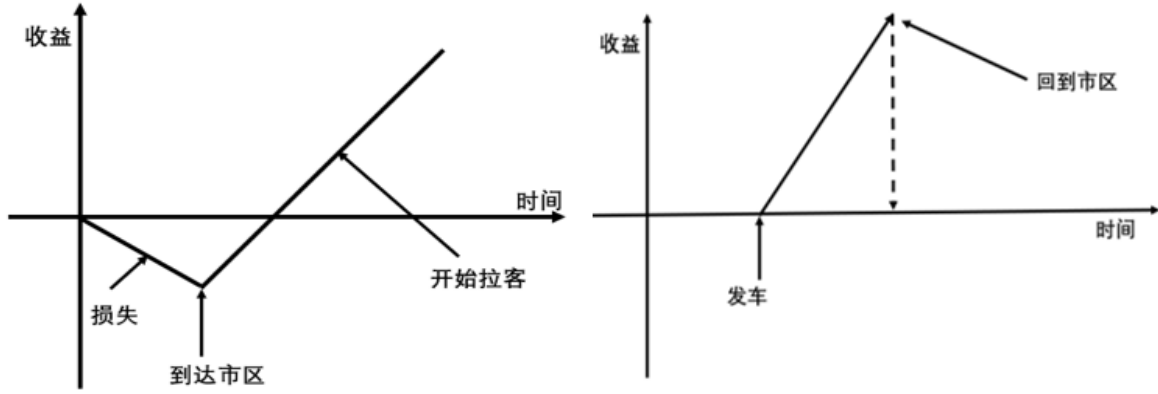


图 2 A,B 决策收益曲线

根据图 2(右图)进行分析，A 方案一开始在等待期间不盈利也不亏损，其盈利只有接到客人从机场送回市区的盈利。B 方案一开始由于空载需要亏损燃油费，到达市区后开始在市区正常盈利直至 A 方案回到市区。

在查阅资料后得知，出租车机场拉客的价格要高于出租车在市区内拉客的价格，因此设出租车在机场拉客的价格为 Z_1 ，在市区内拉客的价格为 Z_2 。设出租车一直以 v 大小的速度匀速行驶，此时汽车的油耗为 u 。

可以得到方案 B 出租车在返回路上的亏损(W_k)和返回市内接客的收益($W_{市内}$)二者的函数表达式，表达式如下：

$$W_k = u \times f \times S \quad (2)$$

A,B 两个方案返回市区所走的距离相同，车速相同，因此两种方案返回市区所需的时间相等，又由两车的收益的截止时间相等，进而推得 A 方案出租车在机场的等待时间即为 B 方案出租车在市区内拉客的盈利时间。

$$W_{市内} = (Z_2 - u \times f) \times vt_{等待} \quad (3)$$

B 方案出租车净利润为 B 方案出租车在市内的盈利($W_{市内}$)减去返回市区途中的空载亏损(W_k)，B 方案净利润(W_B)函数表达式如下：

$$W_B = W_{市内} - W_k \quad (4)$$

A 方案收益为接客返回市区的盈利减去返回路上的汽油消耗，其函数表达式如下所示：

$$W_A = (Z_1 - u \times f) \times S \quad (5)$$

由于一个城市中的一个机场，其出租车拉客的计价规则是固定的，出租车油耗量 u 和油价 f 是已知的，因此比较 A,B 两种方案所带来的收益大小，重点在于对 A 方案出租车等待时间 $t_{等待}$ 的计算上。上述两个相关因素也正是通过影响 A 方案的等待时间从而影响两种方案的收益最终影响司机的决策的。

由于题中没有给出机场内一定时间段内抵达航班数量的具体值和蓄车池中车辆数量的具体值，无法寻找其二者的变化规律。因此本文使用 python 爬虫在携程网^[1]和腾讯位置大数据^[2]中分别爬取了北京首都国际机场一天内的航班信息和 2020 年每天坐飞机进入北京的人数。

将这两组数据导入 excel 中，对于航班信息的处理，只取进入北京的航班并按时间顺序排序得到每个时间段内进入北京的航班数量设为 b_i ，导入 atlab 中作出对应的变化曲线如下图 3 所示：

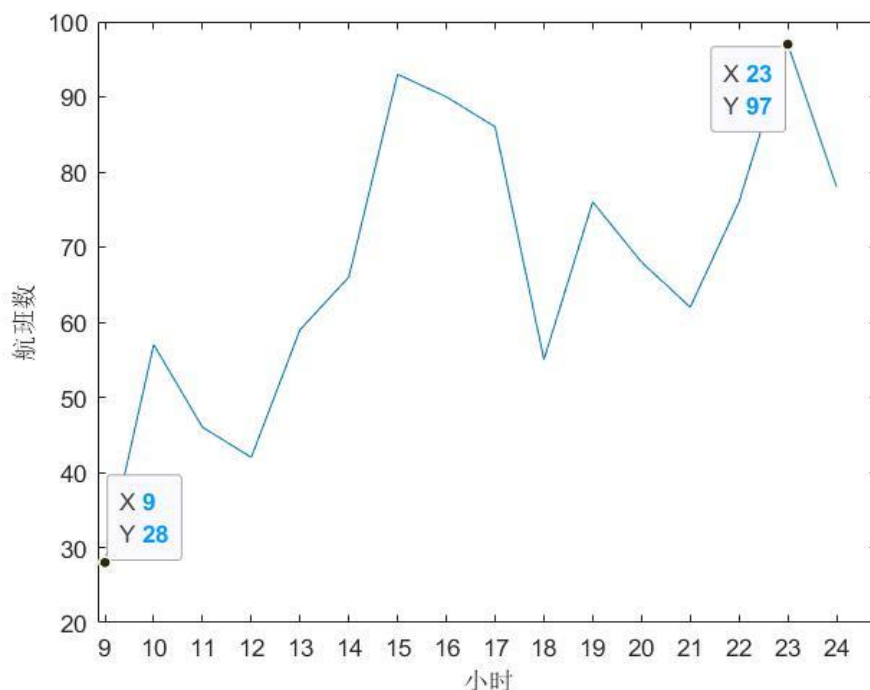


图 3 进入北京机场的航班数量图

图 3 中横坐标为时间段，纵坐标表示在时间段内着陆北京首都国际机场的航班数量，从图中可以清晰的观察出下午 15 点至下午 17 点间着陆北京的数量较其他时间段多，而晚上 23 至 0 点时着陆北京的北京达到最多，早上 9 至 10 点为第一个航班着陆时间段，其航班数量最少，代表数据如下表一所示：

表一 航班数量最值表

时间段(h)	航班数量(个)
9: 00——10: 00	9
23: 00——0: 00	97

对于每日乘坐飞机进入北京的人数数据的处理，使之按天数进行排序。导入 matlab 中，按照处理后的数据做出对应的变化曲线，如下图 4 所示：

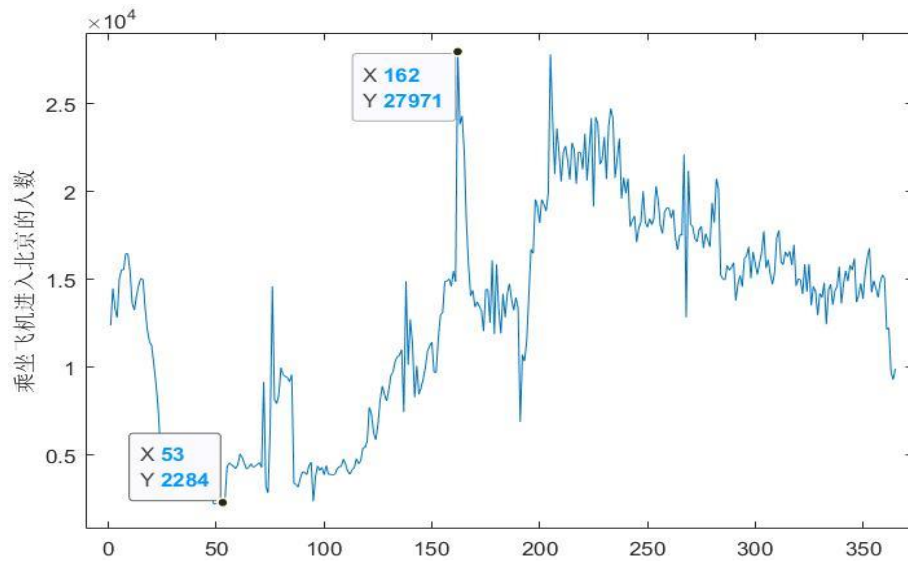


图 4 乘飞机进入北京人数图

图 4 中横坐标为天数，纵坐标为当天乘坐飞机进入北京的人数，首先通过观察对图片进行分析，上半年大部分时间乘坐飞机进入北京的人数较下半年少，但偶尔会在几天内突然上涨，可能是受到某些节日的影响。在年中，乘坐飞机进入北京的人数达到峰值，下半年人数虽然短期波动较大，总体来看是处于缓慢下降的趋势，可能是下半年的节日较少。具有代表性的数据点如下表所示：

表二 乘坐飞机进入北京人数最值表

天数（日）	乘坐飞机进入北京的人数（个）
53	2284
162	27971

图 4 共 365 个数据点，数据量较大，从图中不能分析出潜在规律，因此将数据导入 SPSS 对数据进行描述性统计如下表三：

表三 人数描述性统计表

	平均值	标准差	偏度	峰度
人数	12765.51	6217	128	255

从描述性统计中可以看到，人数的峰度较大说明数据波动的幅度较大，偏度为正且数值较大，说明冬季进入北京的人数要远大于春夏季进入北京的人数。

相关因素对决策的影响机理的讨论如下：

季节与当前时刻影响一个时间段内的航班数量与每天乘坐飞机进入北京的人数共同决定了，当前时刻乘客的数量，乘客数量与蓄车池中出租车的数量共同决定了 A 方案司机的等待时间，A 方案司机的等待时间决定了 A，B 两种方案的收益，而蓄车池中的出租车数和当前机场的航班数为司机已知的变量。因此司机是通过当前所处的季节或日期，以及当前时刻来判断航班上乘客的人数和大致的等待时间，最终做出决策，这就是相关因素对司机决策的影响机理。

经过对上面的数据进行分析，从而给出司机选择策略，大致可以预测司机会在冬季的下午 15—17 点和晚上选择 A 方案，因为此时航班数以及人流量都较大，等待时间较短。司机会在春夏季的早上选择 B 方案，因为此时人流量和航班数都较小，等待时间较长。接下来将建立决策模型，对两种决策的选择进行详细论证。

5.1.2 决策模型的建立

在对相关因素对司机决策的影响机理的论证中,已经得到了 A 方案的总收益(W_A)

以及 B 方案的总收益(W_B), 只需要比较两种方案的收益大小即可对两种方案进行决策。前面提到 A, B 两种方案收益的大小, 由 A 方案司机的等待时间决定, 但当时并没有对等待时间 $t_{\text{等待}}$ 的求法进行详细论述, 只是提到等待时间由乘客数量和蓄车池中排队的出租车数量共同决定。因此只需建立一个等待时间 $t_{\text{等待}}$ 的函数表达式, 结合前面 A, B 方案收益的函数表达式, 就能建立一个决策模型。

首先对等待时间 $t_{\text{等待}}$ 的产生过程进行分析, 如下图 5:

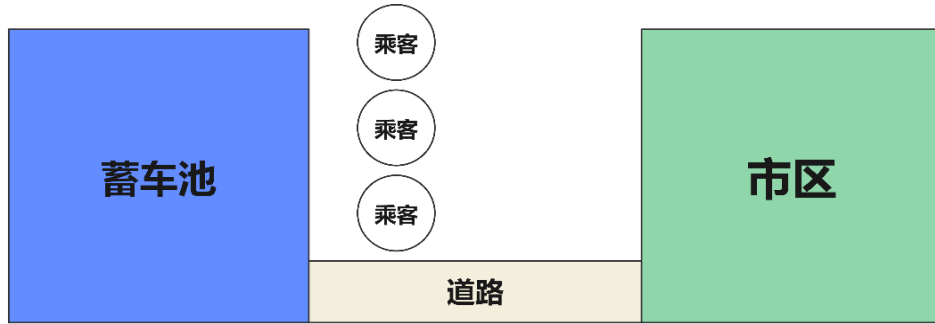


图 5 方案 A 简化图

根据图 5 对方案 A 的描述, 可以将等待时间分为以下两种情况。

在人数大于车辆数的情况下: 等待时间为乘客搬运行李上车时间, 车辆发动离开上车点时间以及下一辆车从蓄车池开出来的时间, 这都是一些非常琐碎且难以统计的时间, 本文对这些时间忽略不计, 因此在人数大于车辆数的情况下不存在等待时间。

在人数小于车辆数的情况下: 有多少人在等待就从蓄车池中开出多少辆车, 蓄车池中其他的车必须等待下一次航班乘客的到来才能开出。实际生活中, 因为乘客取行李时间不同或是走路速度的不同, 乘客的到来应是缓慢且均匀的, 故而本文用当前时段的人流量(L)作为乘客到达上车点的速度, 公式 6 如下:

$$L_i = \frac{P_j \times b_i}{b_{\text{总}}} \quad (6)$$

公式 6 中 P_j 为当天坐飞机进入北京的总人数, b_i 为当前时段的航班数, $b_{\text{总}}$ 为一天的总航班数。

对两种情况进行讨论后可以得出, 当人数大于车辆数时, 方案 A 的等待时间为 0。当人数小于车辆数时, 方案 A 的等待时间如下:

$$t_{\text{等待}} = \frac{N}{L_i} \quad (7)$$

公式 7 中, N 为蓄车池中排队的出租车数。

在查阅相关资料^[3]后得知, 下飞机的乘客在白天和夜晚选择乘坐出租车离开机场的比例不同, 在 9:00 至 21:00 间乘客选择乘坐出租车离开比例为 40%, 在 21:00 点之后由于公共交通的停运, 乘客选择乘坐出租车的比例为 90%。

为符合实际情况, 因此需要对出租车等待时间 $t_{\text{等待}}$ 进行分段求解。9:00—21:00 和 21:00—1:00 的等待时间公式如下:

$$t_{9-21} = \frac{N}{L_i \times 40\%} \quad (8)$$

$$t_{21-1} = \frac{N}{L_i \times 90\%} \quad (9)$$

公式 8 为 9-21 点出租车的等待时间，公式 9 为 21-1 点出租车的等待时间。对公式 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9 进行联立即可得到 AB 方案的决策模型，如下式所示：

$$MAX(W_A, W_B) = \begin{cases} W_k = u \times f \times S \\ W_{\text{市内}} = (Z_2 - u \times f) \times v t_{\text{等待}} \\ W_B = W_{\text{市内}} - W_k \\ W_A = (Z_1 - u \times f) \times S \\ L_i = \frac{P_j \times b_i}{b_{\text{总}}} \\ t_{\text{等待}} = \frac{N}{L_i \times 40\%} \quad (9:00 - 21:00) \\ t_{\text{等待}} = \frac{N}{L_i \times 90\%} \quad (21:00 - 1:00) \end{cases} \quad (10)$$

在城市以及机场已知的情况下，模型未知量只有蓄车池中前面排队的出租车数 N ，带入司机所能观测到的出租车数 N ，解得两个决策哪个收益较大，即可做出决策。

5.2 问题二决策模型的求解

5.2.1 决策模型的求解

在问题一中已经得出了司机的决策模型，只需带入城市出租车信息，以及机场相关数据即可对模型进行求解。本文城市选择北京，机场选择北京首都国际机场，收集相关数据，带入模型进行求解。

查阅相关论文^[4]，北京出租车在基本路段行驶，当速度保持在 $[28, 50]$ 这个区间内，油耗最少为 2.64L/h，本文只讨论出租车为匀速行驶，因此速度 v 取 $[28, 50]$ 间的平均值，油耗取区间内油耗，即：

$$\begin{cases} v = 38km/h \\ u = 2.64L/h \end{cases} \quad (11)$$

为查找油价，首先要知道北京出租车使用的什么油，因此在北京银建出租车公司的官网^[5]中，查到北京出租车的外形图片，如下图所示：



图 6 北京出租车图片

根据图片可以判断，汽车厂商为北京现代。将图片放入百度识图^[6]中进行搜索，识

图后得出，出租车型号为现代伊兰特 2011 款，进入现代伊兰特官网^[7]查阅到该型号汽车的指导用油为 92 号汽油。在油价网^[8]上搜索今日油价得到，92 号汽油在 2021 年 8—23 日当天的油价为 7.05 元/L，则 $f = 7.05$ 元/L。

使用高德地图^[9]定位起始点为北京首都国际机场，终点为北京天安门，如下图所示：

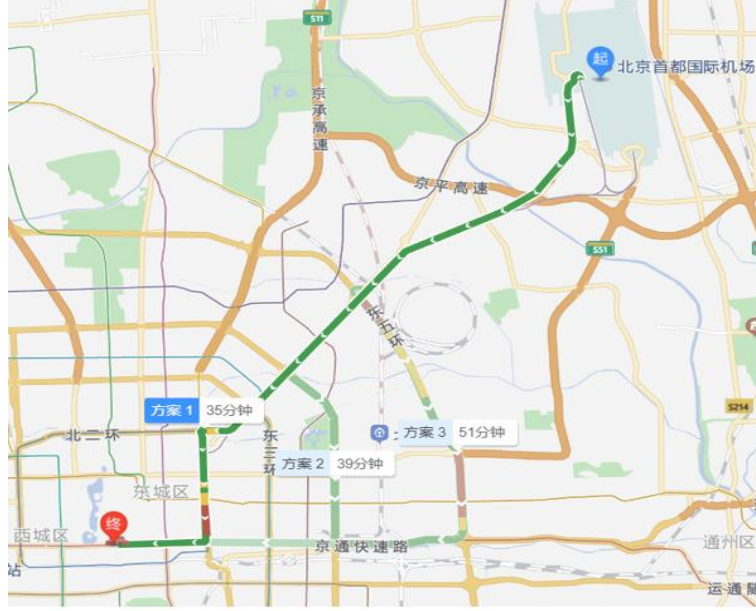


图 7 行车路线图

根据高德定位的结果，得出三种出租车的行驶路线，其路程分别为 29.7km, 33km, 37.2km 为保证 A 方案出租车司机收益的公平性，本文选用 33km 作为机场到市区的距离，则 $S = 33\text{km}$ ：

出租车在市区内接客与在机场接客的计价方式不同，查阅北京首都国际机场的官网^[10]，以及北京发改委的官网^[11]，分别得知两种方案下的计价情况：

$$\begin{cases} Z_1 = 13 + 3 \times (S - 3) \\ Z_2 = 13 + 2.4 \times (S - 3) \end{cases} \quad (12)$$

此时可以计算出 A 方案的收益 $W_a = 86.94$ ：

问题一中已经收集到了每小时段内进入北京首都国际机场的航班数量 b_i 以及一天内进入北京首都国际机场的总航班数量 $b_{\text{总}}$ ，每一天乘坐飞机进入北京的人数 P_j 。将这些数带入 Matlab 中对模型进行求解，使用蒙特卡洛^[12]模拟，将排队出租车的数量 N 从 1 到 300 依次带入模型求解，并将结果保存，最终得到每一种 N 的情况下 B 方案的收益 W_b ：

$$W_{bn} = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1i} \\ W_{21} & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{j1} & \dots & \dots & W_{ji} \end{bmatrix} \quad i, j, n \begin{cases} i \in [1 - 16] \\ j \in [1 - 365] \\ n \in [1 - 300] \end{cases} \quad (13)$$

共得到 200 个 365×16 的收益矩阵，选择具有代表性的 N=100 数据，依照每个时间段做出图像，共 16 个函数图像，本文依照等时间段选取了 4 张图像（16 张图像详

见附录 1)，如下图 8 所示：

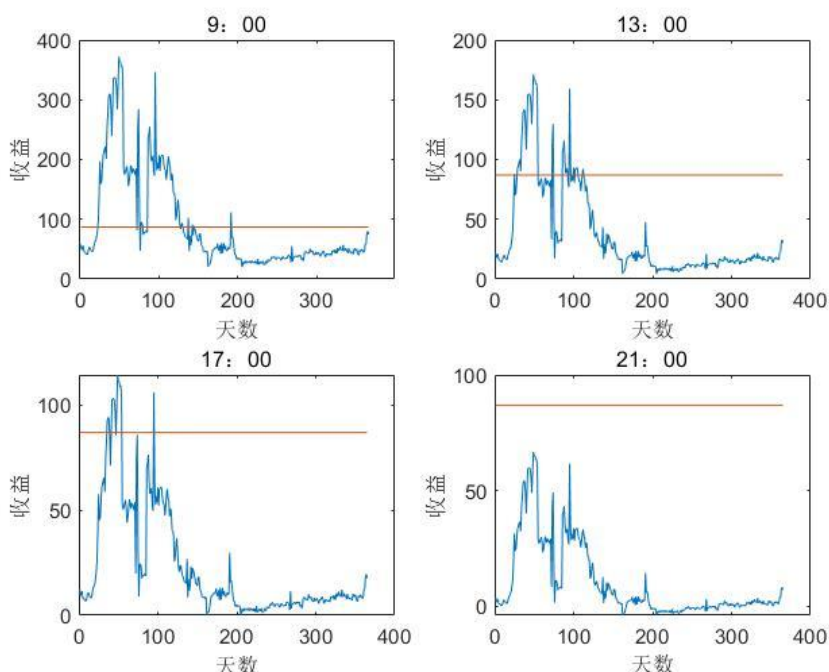


图 8 B 方案盈利图

图 8 中，x 轴为天数，y 轴为 B 方案司机的收益，蓝线表示 B 方案在不同天数的情况下在一个时间段内的收益，红线表示 A 车的载客回市区的收益。从图中可以初步的对司机的决策进行分析，在排队车 N 为 100 的情况下，上午 9：00—13：00 在上半年司机选择 B 方案盈利比 A 方案更加盈利的可能性大，这是由于上午航班数较少，且乘客选择乘坐出租车的比例较低导致的。在下午 17：00 之后，就不再推荐司机选择 B 方案了，由于下午航班数较多，且晚上乘客选择乘坐出租车的比例变大导致 B 方案的盈利较 A 方案少。

由于数据量较大而出租车数量的微小变化也对 B 方案的收益影响较小，从图 7 中也只能主观的对司机的收益进行定性分析。要对结果进行定量客观的计算分析，因此将保存的 200 组数据导入 SPSS，以 20 组为一个单位，等距的对 B 方案盈利大于 A 方案的部分进行统计处理，计算其概率，这里整理了部分概率较大的区间(详细数据见附录 2)，如下表四所示：

表四 决策收益概率表

等车数（个）	时间段（小时）	天数（天）	B 方案收益更高概率（%）
20	无	无	0%
40	9：00—10：00	34—54	100%
60	9：00—13：00	34—54	86.91%
60	18：00—19：00	37—54	77.78%
60	9：00—10：00	57—117	83.607%
80	9：00—15：00	34—54	96.83%
80	18：00—21：00	34—54	79.4%

100	9: 00—13: 00	56—74	76.32%
100	9: 00—13: 00	86—117	89.84%
120	9: 00—15: 00	55—74	87.5%
120	9: 00—15: 00	86—117	96.8%
120	18: 00—19: 00	86—117	99.99%
140	9: 00—21: 00	24—74	84.15%
160	9: 00—21: 00	24—74	90.3%
160	9: 00—21: 00	86—120	90%
180	9: 00—21: 00	24—74	96.733%
180	9: 00—21: 00	86—120	97.143%
200	9: 00—21: 00	23—75	96.856%
200	9: 00—21: 00	80—120	98.788%
220	9: 00—21: 00	1—204	99.854%
220	21: 00—1: 00	35—54	85%
240	9: 00—21: 00	1—365	100%

B 方案收益更高的概率大小直接由时间段的大小和天数段的大小决定，扩大二者的区间，会导致概率的下降，为使结果更具普适性，因此本文选择在保证概率较大的前提下，尽可能地扩大二者的区间。

对模型得出的数据以及表四的结果进行研究得出以下**建议**：

(1)在蓄车池中等车数小于 20 个的情况下，无论哪一天的哪一个时刻都建议司机直接选择 A 方案。

(2)在等车数处于 20—60 辆之间的情况下，建议司机在 34—54 天(二月份)的 9: 00—13: 00 选择 B 方案。

(3)在等车数处于 60—80 辆之间时，建议司机在 34—54 天的 9: 00—15: 00，以及 18: 00—21: 00 选择 B 方案

(4)在等车数处于 80—100 辆之间时，建议司机在 34—117 天的 9: 00—13: 00，以及 34—54 天的 18: 00—21: 00 选择 B 方案

(5)当等车数处于 100—120 辆之间时，建议司机在 55—117 天的 9: 00—15: 00 以及 18: 00—19: 00 选择 B 方案

(6)当等车数大于 140 辆的情况下，都建议司机上半年(1—180 天)白天 9: 00—21: 00 选择 B 方案。

5.2.2 线性概率模型验证决策模型合理性

为验证模型的合理性，本文通过线性概率模型，通过对自变量进行回归，得出每个自变量下对应的决策解，与使用本文决策模型得出的决策解相比较。统计两种模型下分别得出决策的近似度，从而完成对本文模型的合理性分析。

5.2.3 线性概率模型的建立

使用线性回归模型的方法对决策进行预测，决策为模型求解的目标，因此将决策 A, B 视为因变量(y)，由于因变量 y 并非具体数值而是决策 A,B，因此需要先将 y 转化为虚拟变量，本文定义 y=0 时为 A 决策，y=1 时为 B 决策。

$$\text{虚拟变量 } y \begin{cases} A \text{ 方案 } (y = 0) \\ B \text{ 方案 } (y = 1) \end{cases} \quad (14)$$

对影响决策的每个相关因素设置为自变量 $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ ，其中 x_1 对应每个时间段内的人流量， x_2 对应每一天内乘坐飞机进入北京的人数。根据每个时间段内的人流量，和每一天内乘坐飞机进入北京的人数组成新的自变量矩阵，做出自变量矩阵 n_{ij} ，如式下：

$$n_{bn} = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{12} & \dots & n_{1i} \\ n_{21} & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ n_{j1} & \dots & \dots & n_{ji} \end{bmatrix} \quad i, j, \begin{cases} i \in [1-16] \\ j \in [1-365] \end{cases} \quad (15)$$

矩阵的行数反应天数，矩阵的列数反应每天的小时段数，根据矩阵可以建立回归方程，如下：

$$y_j = \beta_0 + \beta_1 n_{j1} + \beta_2 n_{j2} + \dots + \beta_i n_{ji} + \mu \quad (16)$$

如果使用方程 19 直接对决策进行预测，由于 y 的取值只能取 0, 1, 因此扰动项 μ 的取值如下：

$$\mu = \begin{cases} 1 - n_i' \beta(y=0) \\ 1 - n_i' \beta(y=1) \end{cases} \quad (17)$$

显然 $Cov(n_i, \mu_i) \neq 0$ ，扰动项对预测结果的影响会较大，导致预测结果的不可靠。利用 logisitic 回归的思想，选取一个连接函数 $F = (n, \beta)$ 将解释变量 n 和被解释变量 y 连接起来，只需保证 $F = (n, \beta)$ 是定义在 $[0, 1]$ 上的函数，就能保证 $0 < y < 1$ 。

Logisitic 回归一般用于 (0-1) 分布下的分类问题，其核心思想是将原始线性回归中的只能取 0 或 1 的因变量通过连接函数转化为一个新方程使得原始线性回归模型转化为线性概率模型，最终使用最大似然估计的思想得出不同种类发生的概率。从而推出选择 A,B 哪个方案。本题只有两个决策选项，因而使用 Softmax 作为连接函数，将多元线性回归模型转化为多元线性概率模型。

$$F(n_i, \beta) = S(x_i' \beta) = \frac{\exp(x_i' \beta)}{1 + \exp(x_i' \beta)} \quad (18)$$

利用数学工具 SPSS 可直接对多元 Logisitic 回归进行计算，得出各自变量的回归系数，然后再将回归系数带入方程 19，再次利用 SPSS 即可求得预测结果。共 365 条结果，SPSS 得出的运算结果（详见附录 3）与本文建立的预测模型的结果相对比，结果如下表五所示：

表五 两种模型下的预测结果表			
	决策模型	线性概率模型	相似度
结果为 0	329	326	99.1%
结果为 1	36	39	88.9%

对表五中的信息进行分析，由上表可知使用本文的决策模型预测出的一年中选择 A 方案的数量为 329 次，选择 B 方案的次数为 36 次。而线性概率模型以相同的数据预测出的 A 方案的选择次数为 326 次，B 方案为 39 次。两种选择的相似度分别为 99.1%，88.9%。总体加权相似百分比为 98.1%。两种模型在数据相同的情况下得出的结论十分近似，从而验证了本文决策模型的合理性。

5.2.4 决策模型对相关系数的依赖性

要分析决策模型对相关系数依赖性，本文采用控制变量的方法，通过改变相关因素（每小时段内的航班数），比较两者的结果的差异，从而讨论模型对相关因素的依赖性。

在其他条件不变的情况下，使每个时间段内的航班数量进行有规律的反转，具体交互公式如下：

$$b_1 \leftrightarrow b_i, \quad b_2 \leftrightarrow b_{i-1}, \quad \dots \quad (19)$$

使用反转后的数据做出一天航班的变化曲线，如下图：



图 9 交换后小时段航班数量

图 9 与图 3 的变化趋势应正好相反，早上和下午航班数较多，而晚上航班数较少。将反转后的数据带入决策模型中，使用 Matlab 进行计算，并作出 B 方案 9:00 小时段的更改航班数据后收益图像(左)与原始数据图像(右)进行对比，如下图所示：

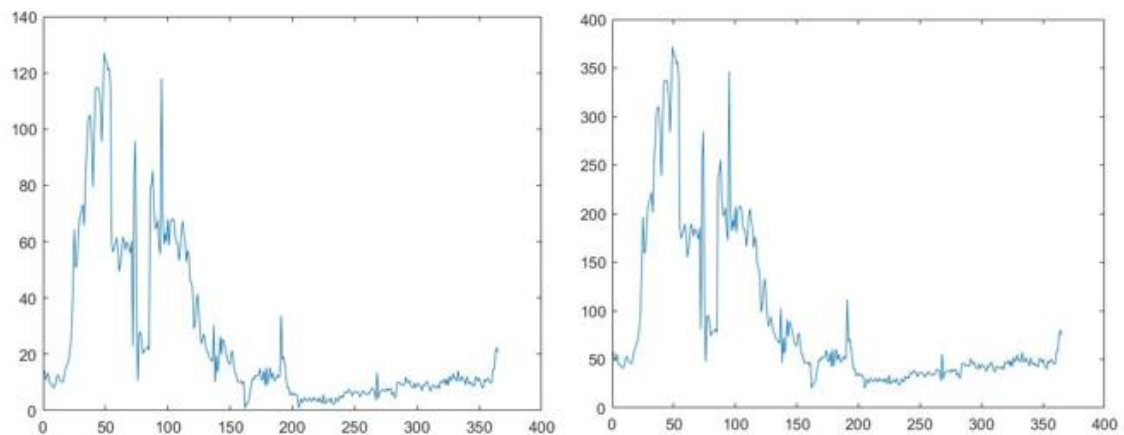


图 10 改变航班数 B 车收益图对比图

图 10 中可以看出两者的变化规律没用明显的改变，然而更改了小时段航班的图

像(左)的最大收益却比原始图像的最大收益下降了 230,这是由于更改后上午 9: 00—10: 00 时间段内航班数增加,导致了人流量的增加,最终使 A 方案的等待时间减少,上文提到 A 方案的等待时间既是 B 方案在市区内盈利的时间,因此更改小时段航班数据会导致 B 方案的最大收入产生变化,但不会影响 B 方案在一年内的变化曲线。航班数上升 B 车收益减小,模型与对航班数呈现负依赖性。

接下来探究每天乘飞机进入北京人数对模型的影响,在其他条件不变的情况下,将每日进入北京的人数进行反转,公式如下:

$$P_1 \leftrightarrow P_i, P_2 \leftrightarrow P_{i-1}, \dots \quad (20)$$

使用反转后的数据做出其变化曲线:

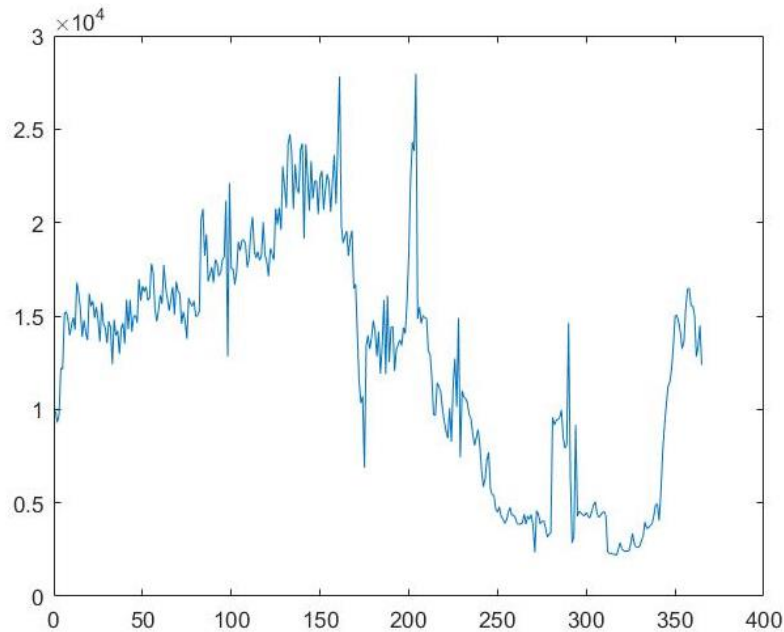


图 11 反转人数图

对图 11 进行分析,在人数进行反转后,其变化曲线也与原始数据的变化曲线的变化趋势相反。反转后的图像显示出春季和夏季乘飞机进入北京的人数最多,且呈现递增趋势,而冬季开始断崖式下降。

把反转后的数据带入模型中,使用 Matlab 进行计算,并作出反转人数后 9: 00—10: 00 时间段 B 方案的收益曲线(左),与原始数据得到的 B 方案收益曲线(右)进行对比,如下图所示:

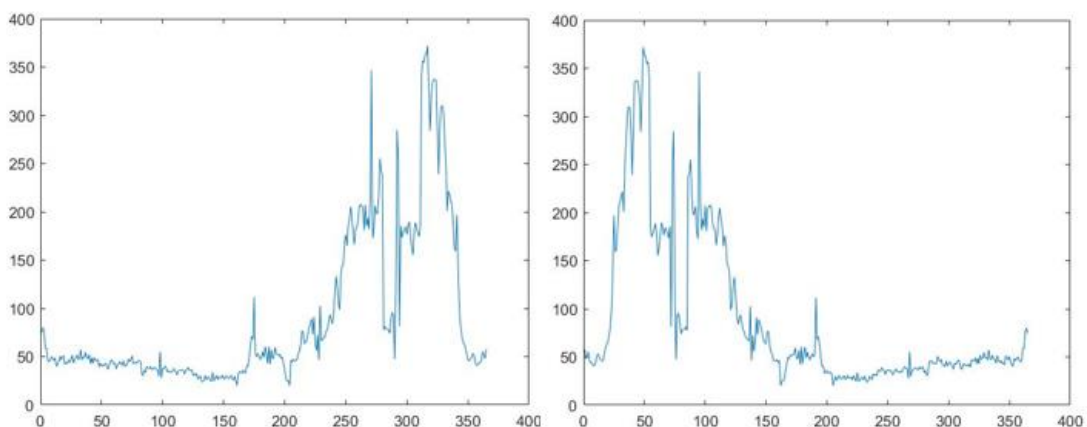


图 12 反转人数对比图

通过图 12 可以直观的看到,反转人数与为反转人数的 B 方案收益变化趋势相反,原始数据中春季夏季 B 方案收益较高,而反转人数后则正好相反,但二者的最高收益却没有发生改变,因此人数影响收益的变化趋势而不影响最高收益。反转后春季夏季的乘飞机进入北京的人数较多,因此 B 方案收益降低。与航班数量一样,乘飞机进入北京的人数也对模型呈现负依赖性。

5.3 问题三模型的建立与求解

5.3.1 模型的建立

通过对某机场的综合客运枢纽的实地考察,将出租车上客区管理模式分为 3 种典型形式:①依次发车模式;②单独发车模式;③并列多车道发车模式^[13]。并综合建立上车地点模型。

(1)依次发车模式

出租车站点近区段中通常出租车上客泊位长 6m/车,出租车泊位依次排列,占据道路 1 车道,旁边临近车道为通过性车道,供其他车辆行驶。出租车不能独立进出,必须按停车顺序进出。设置乘客排队长廊,乘客排队顺序与出租车辆排队一致,乘客上车规则为:首先乘坐第 1 辆车,然后依次乘坐第 2、第 3、第 4 辆车。该模式特点是:多个泊位的候车乘客可以同时上车;但是首车乘客放置行李、上车所需的时间、启动发车时间直接 影响后续车辆,第 2 辆出租车影响后续的第 3 和第 4 辆车,第 3 辆出租车影响第 4 辆出租车。(上海南站的出租车上客处采取的即为该种方式。)如下图 13:

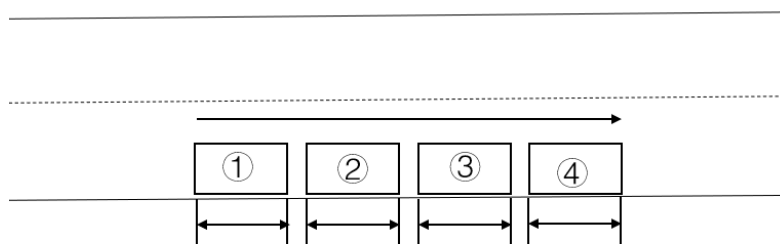


图 13 依次发车模式上客区平面设计图

(2)单独发车模式

出租车站点近区段中通常出租车上客泊位长 8 m/车,出租车泊位之间相互独立,出租车可以单独进出每个 1 个上客泊位。泊位临近车道为通过性车道。出租车独立进出泊位与其他车辆之间的干扰较大,出租车进出需要占据 2 根车道。

乘客排队长廊与出租车辆排队一致,乘客上车规则为:优先选择停靠好的出租车。该模式特点是:每个泊位的候车乘客可以独立上车;乘客放置行李、上车所需的时间、发车时间不影响后续车辆;出租车驶离泊位时受临近车道可插入空档,如下图 14:

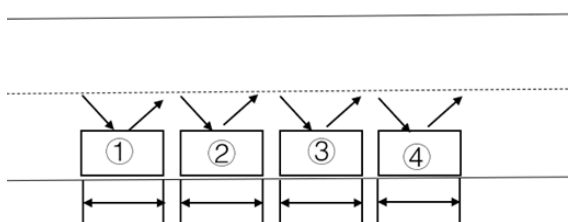


图 14 单独发车模式出租车上客区平面设计图

(3)并列多车道发车模式

将多条车道同时设置为出租车站点近区段,车道之间可通过隔离桩等设施隔离,多条车道前端的出租车停车区进行拓宽,出租车站点近区段长度需满足设置出租车驶入减速区段、出租车停车区(上客泊位长 6m/车)和出租车驶离区段要求。出租车停车区的泊位并行排列,上客结束后出租车启动汇入前方通过性车道。出租车独立进出,泊位之间。如下图 15:

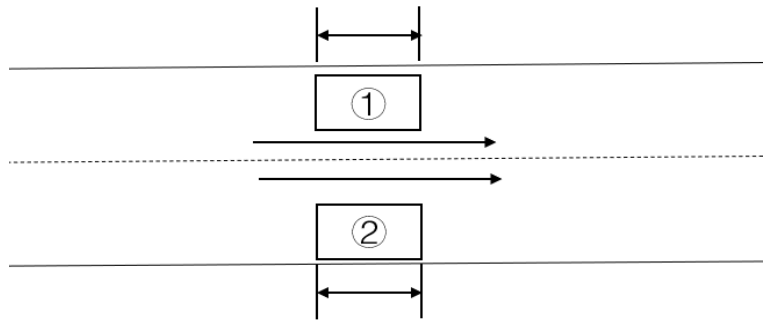


图 15 并列多车道发车模式出租车上客区平面设计图

5.3.2 模型求解

一、出租车上客区管理模型

1、出租车上客区通行能力分析

综合枢纽出租车平均上、下客时间:

出租车上客时间包含放置行李、上车关门,说明乘车路线,车辆启动所需的时间。通过对上海南站、上海火车站、虹桥机场等综合枢纽出租车上客点的调查,大多数乘客携带行李,上客时间在 5 到 60s 之间波动(见图 16),上客时间集中在 10 到 30s 之间占 55%~60%,加权平均计算,平均上客时间为 20s。

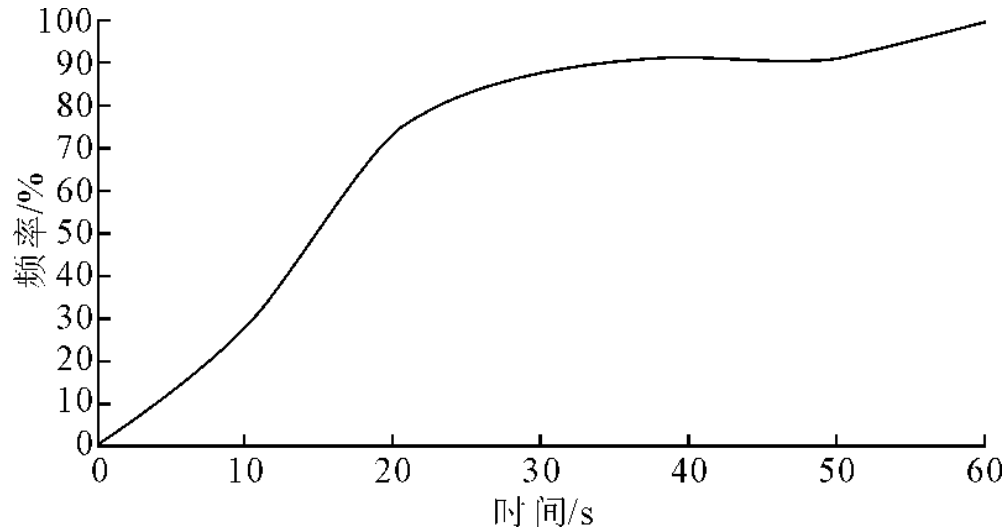


图 16 出租车乘客上客时间累计曲线

出租车下客时间包括付钱、下车关门、取行李、驶出泊位所需的时间。调查数据表明,乘客携带行李,下客时间在 4 ~60s 之间波动(见图 17),下客时间集中在 10~30s 之间约占 60%~75%,平均下客时间为 21s。可见,出租车上客和下客时间差别不明显。

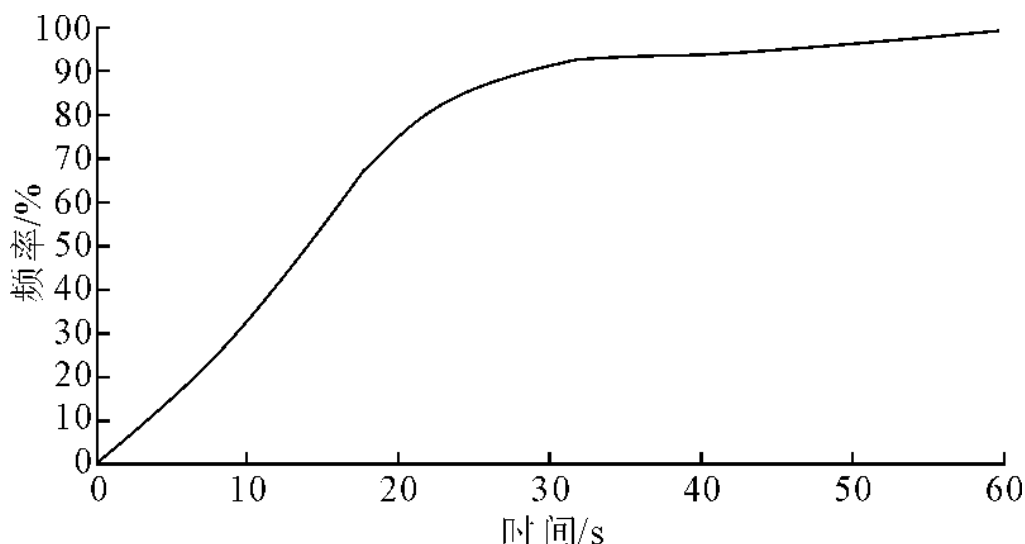


图 17 出租车乘客下客时间累计曲线

2、出租车上客区通行能力计算方法

出租车停靠点与公交停靠站有一定的相似之处,因此可将公交车站的通行能力计算公式应用于出租车上客点。根据美国通行能力手册(HCM)^[14],计算公式如下。

$$Q = \frac{3600RN_b}{h} \quad (21)$$

上式中:Q 为出租车上客点的通行能力,辆/h; h 为出租车平均停靠时间(上客时间与进出泊位时间之和),s; N 为有效泊位数;R 是为了抵偿停靠时间波动的折减系数,通常取 R=0.833。

有效泊位数 N_b 是指对于线性排列的多个泊位,每个泊位不是充分有效的,需根据使用效率进行折减。这是因为多泊位的乘车位置是不能等量使用的,或者说乘客不能等量分布在每个泊位而且相邻站位的车辆可能会相互干扰,延误进、出泊位的时间,从而导致多泊位的停靠点的每个泊位的通行能力与一个泊位停靠点不同^[15]。

表六 站位效率^[14]

站位 数量	站在线上		站在线外	
	有效率/%	累计有效泊位数	有效率/%	累计有效泊位数
1	100	1.00	100	1.00
2	75	1.75	85	1.85
3	50	2.25	75	2.60
4	20	2.45	65	3.25
5	5	2.50	50	3.75

3、出租车上客区通行能力分析

3.1 依次发车模式

这种模式属于表 1 站在线上的情况,以单车道 4 个泊位、平均上客时间 20s、车辆平均加减速时间 20s 为例,根据式(22)和表六站位效率表中累计有效泊位数(为 2.45),出租车上客点的通行能力约为 184 辆/h,单位泊位周转率约为 46 辆/h。根据上海南站 2009 年 10 月的调查,出租车驶入区段为 2 根车道,出租车上客区段未拓宽也是 2 根车道,圆形立柱隔离在车道中间,每根车道 4 个上客位依次发车。靠近排队区的内侧车道观测流量为 132 辆/h;外侧车道观测流量为 128 辆/h,实测数据受到客流到达的影响,站位通行能力未充分利用,通行效率不高所以该模型不被使用。

3.2 单独发车模式

这种模式属于表 1 站在线外的情况,并且根据操作系统中的并发进程理论,充分利用出租车发车间隙,前后出租车之间可以超车。考虑出租车独立进出泊位与其他车辆之间的干扰较大,以平均上客时间 20s 车辆平均进出泊位时间 30s 为例,根据式(1)和表 1 站位效率表中累计有效泊位数,出租车停靠点的通行能力为 195 辆/h,单位泊位的出租车周转率约为 49 辆/h。比依次发车模式周转率要高,所以这种模式效率可行。

3.3 并行多车道发车模式

依据式(22),平均上客时间 20s、车辆平均加减速时间 20s 为例,算得单个出租车发车位通行能力为 75 辆/h,并列车道需为 2 根或以上。单位时间内出租车周转总量取决于并列的发车位数目,可按下列公式进行计算

$$S_{\text{总}} = Sm \quad (22)$$

上式中: $S_{\text{总}}$ 为单位时间内上客区出租车周转总量,辆/h; S 为单个发车位的出租车通行能力,辆/h; m 为并列的车道数(泊位数)。但为了考虑行人安全,如果使用并行多车道发车模式可能造成人员误伤的情况,所以该模型也放弃。

单独发车模式中几个出租车可以分别独立出发,大大提高了时间利用率,而依次发车模式虽然比较安全但是考虑到乘车效率并不高效,所以不推荐使用;并列多车道发车模式虽然在乘客数量很多时效率很高,但是安全系数大大降低,也不推荐使用。所以从综合考量乘车效率和车辆、乘客安全,建议选用单独发车模式。

二、上车点模型求解

在使用单独发车模式的情况下,我们进行上车点数量进行求解。

设置 k 个上车点, $\alpha_i(k)$ 相当于为保障安全而设置的安全系数,不妨设 k 辆车到达乘车区所需时间为: $t_1 + (k-1)\alpha_1(k)t_1$, k 组乘客上车所需时间为: $t_2 + (k-1)\alpha_2(k)t_2$, k 辆车载客从启动、离开所需时间 $t_3 + (k-1)\alpha_3(k)t_3$, 共 $2k$ 辆车,服务时间为:

$$S(k) = \frac{1}{2k} [t_1 + (k-1)\alpha_1(k)t_1 + t_2 + (k-1)\alpha_2(k)t_2 + t_3 + (k-1)\alpha_3(k)t_3] \quad (23)$$

根据实际情况,设 $\alpha_1(k), \alpha_2(k), \alpha_3(k)$ 为某一个分段函数。取得 $\alpha_1(k) = 0.1 + 0.1(k-1)$ 与 $\alpha_2(k) = 0.2 + 0.1(k-1) = \alpha_3(k)$ 即:

$$\alpha_1(k) = \begin{cases} 0 & k=1 \\ 0.2 & k=2 \\ 0.3 & k=3 \\ 0.4 & k=4 \\ 0.5 & k=5 \\ \dots & \dots \end{cases}, \alpha_2(k) = \alpha_3(k) = \begin{cases} 0 & k=1 \\ 0.3 & k=2 \\ 0.4 & k=3 \\ 0.5 & k=4 \\ 0.6 & k=5 \\ \dots & \dots \end{cases} \quad (24)$$

要使运行效率最高,则需要运行时间最短,故求解 $\min S(k)$, 寻求 k_0 , 且使 $S(k_0) \leq S(k_0+1), S(k_0) \leq S(k_0-1)$ 。

如果每辆车从蓄车池到乘车区用时 $t_1 = 120s$, 每组乘客上车用时 $t_2 \in [30s, 60s]$, 不妨取 $t_2 = 45s$, α 出租车载客后启动驶离乘车区 $t_3 = 30s$, 带入 $\alpha_1(k) = 0.1 + 0.1(k-1)$ 与 $\alpha_2(k) = 0.2 + 0.1(k-1) = \alpha_3(k)$ 可得:

表七 乘车时间变化表

乘车点个数	1	2	3	4	5	...
乘车时间	97.5s	60.375s	54.5s	56.4375	61.5	...

其中 $S(3) < S(4), S(3) < S(2)$ ，在使用 Matlab 进行建模计算(见附录 4)后得出如下图

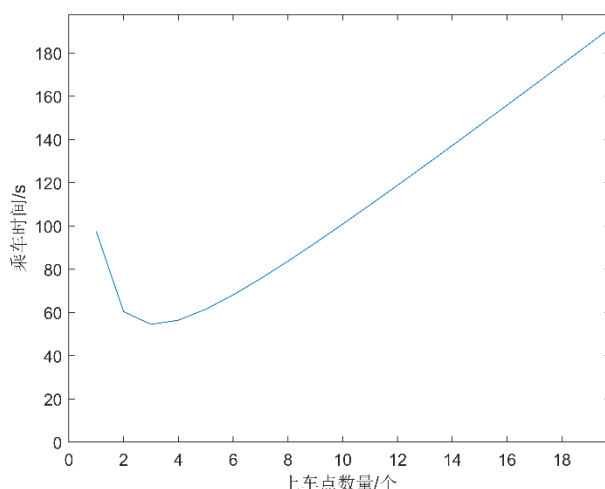


图 18 乘车时间图

由上图可知，随着上车点的增加，乘车时间先逐渐减少，然后在到达最小值之后，又逐渐增加，所以在乘车时间最小值处取得最佳上车点，即，设置 3 个乘车点，乘车时间最短可使运行率最高。比较符实际情况。

综上所述，在保证车辆和乘客安全的条件下，机场管理部门应该对出租车使用单独发车模式，上车点可以设置 3 个，这样总的乘车效率最高。

5.4 问题四模型的建立与求解

5.4.1 问题四模型的建立

出租车从机场载客的收益收到行驶里程的影响，司机因不能拒载从而可能导致每个司机最终的收益不同，先机场允许那些短途载客的出租车返回机场重新排队，并给予一定的优先权，为使这些返回的出租车收益尽可能均等，因此优先级的选取至关重要，本文将采用蒙特卡洛算法对所有情况下引入优先级的短程车的收益进行试验，并得出最优化的排队优先级模型。

本文还是以北京城市，以及北京首都国际机场为例，解决短程返回出租的优先级问题。经查阅相关论文^[3]得知,乘客从机场乘坐出租车的距离区间 S 在 $[10, 40]$ km 之间， $S \in [10, 40]$

参照问题 1 中建立的等待时间模型进行优化，在等待时间 t 中加入优先权 ε ，具体公式如下所示：

$$t = \frac{N}{L} \times \varepsilon \quad (25)$$

依据实际情况，对长途拉客和短途拉客的车收益进行分析，从机场到市区的距离也只有 33km，因此在 $S > 20$ 的情况下，出租车会选择直接返回市区拉客，而不会再回到机场排队。只有第一次拉客公里数小于 20 的出租车，才允许返回机场重新排队且给予其一定的优先权，根据上面的分析，做出长途拉客(左)与短途拉客(右)的收益图，如下图所示：

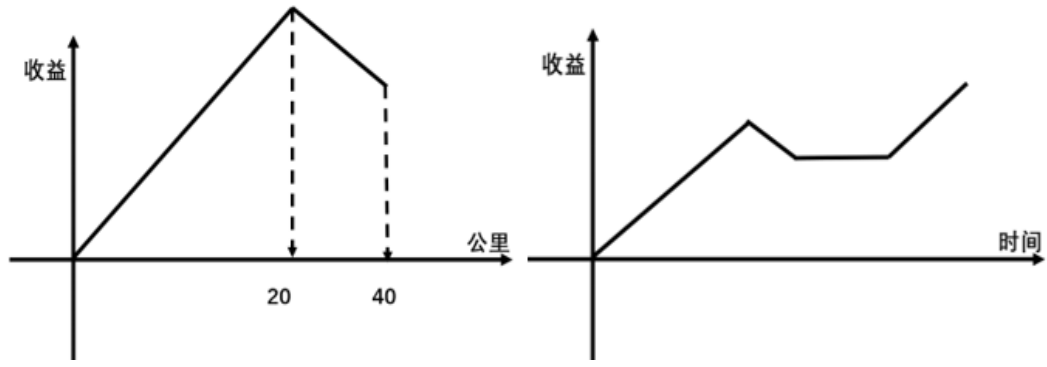


图 19 长途短途收益图

从图中直观的看出，长程车在将乘客送往目的地后直接回到市区，而短程车将乘客送往目的地后又返回机场重新排队等待下一次载客。为保证公平性，所有车的盈利截止时间均设置为出租车跑完 40km 所需的时间，汽车的速度与问题一保持一致，依然为 38km/h，依照上述分析可得如下公式：

$$t_{\text{总}} = \frac{40\text{km}}{v} \quad (26)$$

只有短程车存在优先级分配的问题，接下来不再对长程车的收益进行深入讨论，重点探讨如何使各个短程车间的收益尽可能的均等。为了简化模型，本文将出租车从目的地返回机场的油耗忽略。简化后短程车的收益曲线如下图所示：

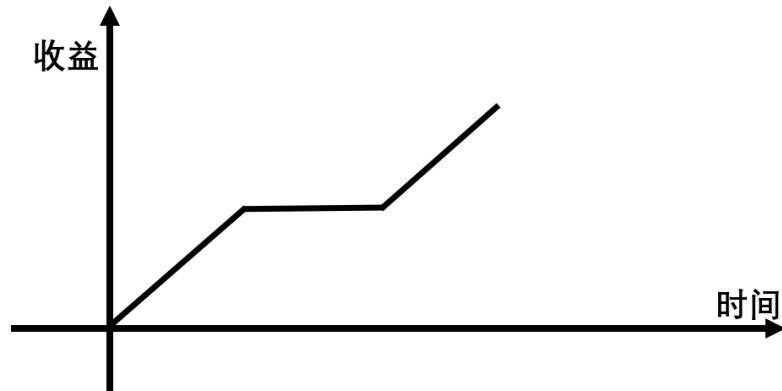


图 20 简化短程收益图

根据图中信息可知，短程车的运行的中间过程可分为三段：

- (1)载第一个乘客到达目的地，期间正常盈利
- (2)返回机场并排队承载下一个乘客，期间不盈利
- (3)载第二个客人直至时间结束，期间正常盈利

依据上述分析可以得出短程车的收益模型，如下所示

$$W_d = 3S_1 + 3v \left(t_{\text{总}} - \frac{2S_1}{v} - \frac{N}{L} \times \varepsilon \right) \quad (27)$$

建立的模型为短程车模型因此 S_1 的取值范围应为 $[10, 20]$ ， N 使排队出租车数量，优先级为 $[0, 1]$ 间的小数，短程车收益模型的约束条件如下所示：

$$s.t = \begin{cases} S_1 \in [10, 20] \\ N > 0 \\ 0 < \varepsilon < 1 \end{cases} \quad (28)$$

5.4.2 蒙特卡洛算法对模型的求解

建立的收益模型共有 3 个自变量：路程 S_1 ，排队出租车数 N ，优先级 ε ，为了在利益最大的同时保证每个短程车的收益尽可能均等，可以采用蒙特卡洛算法将满足条件的自变量逐个带入模型，并求出对应的收益解，将这些数据点保存下来，以 S 为横坐标，收益 W 为纵坐标，画出 $N=100$ 的数据点(详细数据见附录 5)，如下图所示：

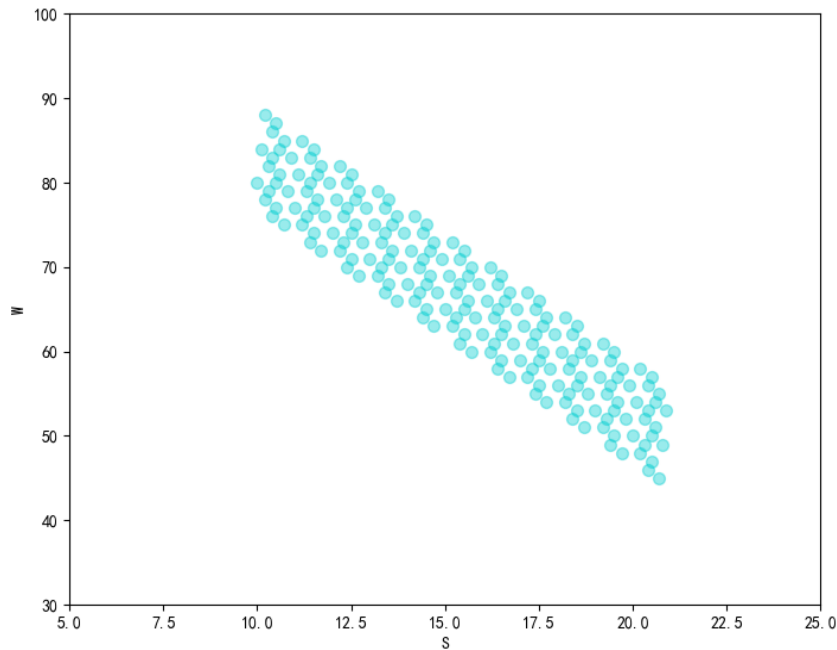


图 21 数据点散点图

图 15 中，蓝点为所有数据点，选择可以贯穿 $S \in [10, 20]$ 且此时收益方差最小的数据点为代表数据，具体数值如下表所示：

表八 数据点信息表

收益 W	距离 S	N	优先级
76	10.4	100	0.9
74	11.5	100	0.8
73	12.3	100	0.7
71	13.5	100	0.6
70	14.3	100	0.5
68	15.4	100	0.4
66	16.6	100	0.3
64	17.7	100	0.2
63	18.5	100	0.1
61	19.2	100	0.1

优先级为小数，且在计算排队顺序时是直接乘以前面排队的车辆数，因此 $N=100$ 适用于各种情况。分析表中数据，可将优先级按距离 $S=10.4$ 到 $S=20$ 等间距的划分为

九个优先级。具体优先级以及对于公里数的结果如下表九所示：

表九 优先级划分表

优先级	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
距离	18.94	17.88	16.82	15.76	14.7	13.64	12.58	11.52	10.46

根据表九即可得到每个距离段的优先级系数 ε ，据此可以根据实际情况分配给司机不同的优先级，从而保证他们的收益尽可能均衡。

六、模型的评价、改进与推广

6.1 模型的优点

1.决策模型多方面的考虑了司机在各种情况下的收益，决策模型得出的结果完全由数据支撑，在数据来源可靠的前提下，模型预测的结果精准且实用。

2.使用蒙特卡洛对各种情况下的优先级进行计算，并基于实际数据给予车辆优先级，增强模型的普适性。

3. 本模型采用合理的出租车管理模式，有效的提高了出租车泊位运行效率，分析了最佳上车点的个数，满足了短时间疏散客流的要求。

6.2 模型的缺点

1.在数据量较少或是数据不真实的情况在，模型得出的结论可能会与实际生活产生误差。

2.问题四中忽略了短途返回路程中的燃油消耗，可能会与实际生活中的结果存在误差。

6.3 模型的改进

1.可以把基于数据的模型，变为普适性的表达式，但因为数据量不足，因而没有实现

6.4 模型的推广

购票问题的优先级，以及各种排队问题的优先级问题

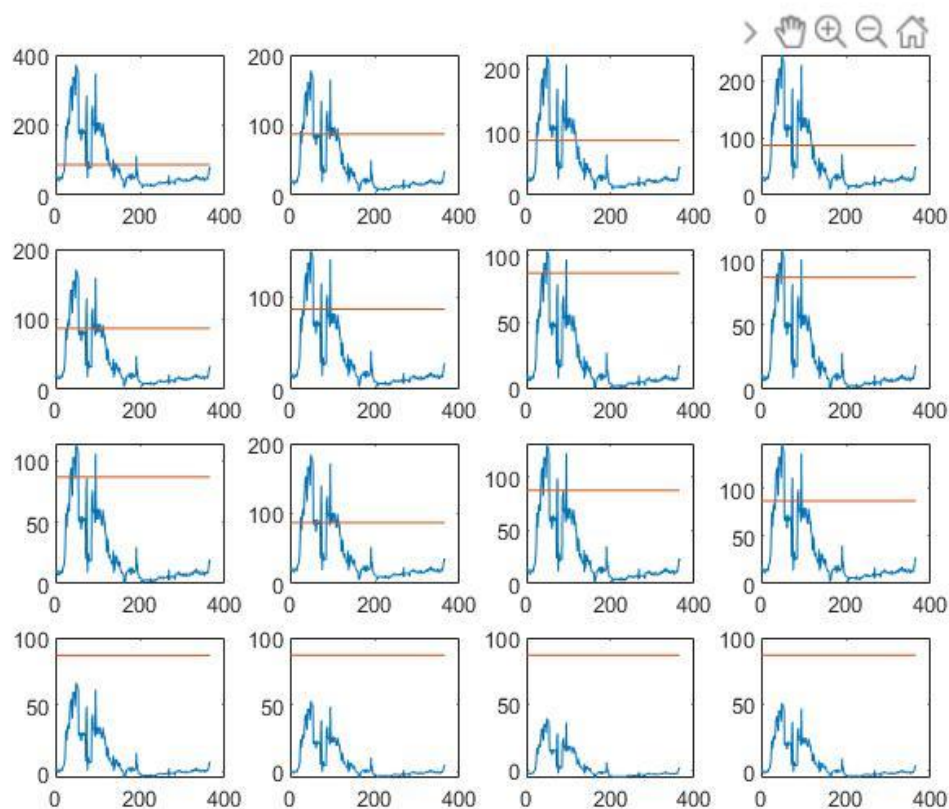
七、参考文献

- [1]携程网 航班查询 <https://flights.ctrip.com/international/search/domestic> 2021-8-25
- [2]腾讯位置大数据 迁入北京人口 <https://heat.qq.com/bigdata/index.html> 2021-8-25
- [3]郭振义,靳文舟.基于巢式 Logit 模型的航空港集疏运方式选择研究[J].交通信息与安全,2014,32(04):124-130.
- [4]陈晨,赵晓华,姚莹,荣建.基于出租车运行数据的北京城市快速路油耗分布特征及影响因素分析[J].北京工业大学学报,2017,43(12):1900-1906.
- [5]北京银建投资公司 北京出租车图片 <http://www.yinjian.com/> 2021-8-25
- [6]百度识图出租车为现代伊兰特 2011、
https://graph.baidu.com/pcpage/index?tpl_from=pc 2021-8-25
- [7]北京现代官网 官方指导用油 92 号 <https://www.beijing-hyundai.com.cn/> 2021-8-25
- [8] 油价网 2021 年 8-23 日 92 号汽油今日油价
<http://youjia.chemcp.com/beijing/> 2021-8-23
- [9]高德地图官网 高德地图定位机场到天安门, 打车距离 33 公里
<https://ditu.amap.com/> 2021-8-25
- [10]出租车北京首都国际机场网站 机场出租车价格
<http://www.bcia.com.cn/czc.html> 2021-8-25
- [11] 北京市发改委 出租汽车价格标准
http://fgw.beijing.gov.cn/bmcx/djcx/cxldj/202003/t20200331_1752789.htm 2018-8-30
- [12] Kroese, D. P.; Brereton, T.; Taimre, T.; Botev, Z. I. Why the Monte Carlo method is so important today. WIREs Comput Stat. 2014, 6: 386–392. doi:10.1002/wics.1314.
- [13] 陈炼红. 基于 GPS 浮动车采集数据的出租车运行特点研究[D]. 同济大学, 2008.
- [14] Transportation Research Board. Highway capacity manual 2000[M]. Washington, D.C Research council. 2000
- [15] 杨涛. 出租车管理系统与交通公共信息平台数据交换方式研究[J]. 电脑知识与技术(技术论坛), 2005.

附录

附录 1

介绍：16 小时段 B 方案收益图



附录 2

介绍：A,B 决策详细结果

等车数	天数	时间	B 方案比 A 方案利润大的概率
240	第 24-75 天	9-21 点	68.75%
240	第 86-124 天	9-21 点	75%
220	第 24-75 天	9-21 点	99.36%
220	第 35-54 天	21-1 点	85%
220	第 35-54 天	21-1 点	85%
200	第 23-75 天	9-21 点	97%
200	第 80-120 天	9-21 点	99%
180	第 24-74 天	9-21 点	97%
180	第 86-120 天	9-21 点	97%
160	第 24-74 天	9-21 点	90%
160	第 86-120 天	9-21 点	90%
140	第 24-74 天	9-21 点	84%
140	第 86-120 天	9-21 点	78%

120	第 24-54 天	9-21 点	85%
120	第 55-74 天	9-15 点	88%
120	第 86-117 天	9-15 点	97%
120	第 86-117 天	18-19 点	100%
100	第 24-54 天	9-21 点	75%
100	第 56-74 天	9-13 点	76%
100	第 86-117 天	9-13 点	90%
80	第 34-54 天	9-15 点	97%
80	第 34-54 天	18-21 点	79%
80	第 86-117 天	9-13 点	64%
80	第 34-54 天	9-13 点	87%
80	第 34-54 天	18-19 点	78%
80	第 57-117 天	9-10 点	84%
40	第 34-54 天	9-10 点	100%
20	第 1-365 天	0-24 点	0%

附录 3

介绍：SPASS 回归结果表

方程中的变量							
		B	标准误差	瓦尔德	自由度	显著性	Exp(B)
步骤 1 ^a	9.0000000	-.381	.126	9.165	1	.002	.683
	常量	38.149	12.758	8.941	1	.003	3.698E+16

a. 在步骤 1 输入的变量：9.0000000。

分类表 ^a					
		预测			正确百分比
		V17=1.0			
实测	V17=1.0	.00	1.00		
步骤 1		.00	326	3	99.1
		1.00	4	32	88.9
总体百分比					98.1

a. 分界值为 .500

附录 4
介绍：使用 Matlab 写的用来求上车点数量的代码
<pre> clc;clear for k=1:100 a1=0.1+0.1*(k-1); a2=0.2+0.1*(k-1); a3=0.2+0.1*(k-1); y(k)=(1/(2*k))*(120+(k-1)*a1*120+45+(k-1)*a2*45+30+(k-1)*a3*30); end plot(y) </pre>

附录 5

介绍：第四问蒙特卡罗模拟求解结果

收益 W	距离 S	车辆数 N	优先级 ε
79	13.2	100	0.1
79	12.7	100	0.2
79	11.3	100	0.5
79	10.8	100	0.6
79	10.3	100	0.7
78	13.5	100	0.1
78	12.6	100	0.3
78	12.1	100	0.4
78	11.6	100	0.5
78	10.2	100	0.8
77	13.4	100	0.2
77	12.9	100	0.3
77	12.4	100	0.4
77	11.5	100	0.6
77	11	100	0.7
77	10.5	100	0.8
76	14.2	100	0.1
76	13.7	100	0.2
76	12.3	100	0.5
76	11.8	100	0.6
76	11.3	100	0.7
76	10.4	100	0.9
75	14.5	100	0.1
75	13.6	100	0.3
75	13.1	100	0.4

75	12.6	100	0.5
75	11.2	100	0.8
75	10.7	100	0.9
74	14.4	100	0.2
74	13.9	100	0.3
74	13.4	100	0.4
74	12.5	100	0.6
74	12	100	0.7
74	11.5	100	0.8
73	15.2	100	0.1
73	14.7	100	0.2
73	13.3	100	0.5
73	12.8	100	0.6
73	12.3	100	0.7
73	11.4	100	0.9
72	15.5	100	0.1
72	14.6	100	0.3
72	14.1	100	0.4
72	13.6	100	0.5
72	12.2	100	0.8
72	11.7	100	0.9
71	15.4	100	0.2
71	14.9	100	0.3
71	14.4	100	0.4
71	13.5	100	0.6
71	13	100	0.7
71	12.5	100	0.8
70	16.2	100	0.1
70	15.7	100	0.2
70	14.3	100	0.5
70	13.8	100	0.6
70	13.3	100	0.7
70	12.4	100	0.9
69	16.5	100	0.1
69	15.6	100	0.3
69	15.1	100	0.4
69	14.6	100	0.5
69	13.2	100	0.8
69	12.7	100	0.9
68	16.4	100	0.2
68	15.9	100	0.3
68	15.4	100	0.4
68	14.5	100	0.6
68	14	100	0.7

68	13.5	100	0.8
67	17.2	100	0.1
67	16.7	100	0.2
67	15.3	100	0.5
67	14.8	100	0.6
67	14.3	100	0.7
67	13.4	100	0.9
66	17.5	100	0.1
66	16.6	100	0.3
66	16.1	100	0.4
66	15.6	100	0.5
66	14.2	100	0.8
66	13.7	100	0.9
65	17.4	100	0.2
65	16.9	100	0.3
65	16.4	100	0.4
65	15.5	100	0.6
65	15	100	0.7
65	14.5	100	0.8
64	18.2	100	0.1
64	17.7	100	0.2
64	16.3	100	0.5
64	15.8	100	0.6
64	15.3	100	0.7
64	14.4	100	0.9
63	18.5	100	0.1
63	17.6	100	0.3
63	17.1	100	0.4
63	16.6	100	0.5
63	15.2	100	0.8
63	14.7	100	0.9
62	18.4	100	0.2
62	17.9	100	0.3
62	17.4	100	0.4
62	16.5	100	0.6
62	16	100	0.7
62	15.5	100	0.8
61	19.2	100	0.1
61	18.7	100	0.2
61	17.3	100	0.5
61	16.8	100	0.6
61	16.3	100	0.7
61	15.4	100	0.9