2016年同济大学数学建模竞赛

题号：B

游乐园客流疏导方案

参赛队信息

姓名	学号	学院	专业	联系方式

游乐园客流疏导方案模型探讨

摘要

游乐园游客提醒和疏导、酒店日预订量预测对游乐园良好健康地运行有举足轻重的作用。本文针对一个游客流量大、娱乐设施数目有限的游乐园，为游客进行娱乐设施人数的提醒和疏导分流，同时为来年酒店预订量进行预测。

为此，我们通过希望建立数学模型解决以下几个问题;

- 游乐场的入园人数分布以及各个游乐设施点的客流量
- 根据游乐设施点之间的距离和当前排队人数，对集中人流量进行提醒和及时疏导
- 根据酒店 2015 年的历史数据，预测 2016 年 1 月至 3 月的预定量

本文对于问题一，建立了基于**层次分析法**和**排队论**的游客疏导动态引导系统。游客入园情况遵循泊松最简单流分布，并近似模拟出园内现有人数。确定出基础量：游乐设施的循环时间（T_i），容量（C_i）和热度（H_i），并由此推导出游乐设施排队人数等待时间的系统模型，运用层次分析法估计上述三者权重，对各个时间段游客可能到达的景点进行分析预测，确定各设施点客流量随时间的走向。并结合排队论有关模型和结论，对应当前各个景点的排队人数和排队时间进行模型的分析和预测。进行引导后，就进入**规划最优动态化模型**，此时各场馆到达率不再是初值，与引导措施有关，即为引导后的客流选择行为。因此我们将得到不加干预状态下的客流量和后期加入干预时的客流量。

对于问题二，我们建立了针对 2016 年酒店预约情况的预测模型，通过对酒店历史数据的分析，提出三个参数。模型 1 采用 MATLAB，建立**多元线性回归预测模型**。拟合分布曲线，从而得出 $y = f(y_1, y_2, y_3)$，其中 y_1, y_2, y_3 分别为周五，季节和节假日对预定人数的影响，进而预测得 2016 年 1 月到 3 月的每日预定量。模型 2 利用 Eviews8.0，对曲线进行三阶差分后得**平稳自回归模型** AR（3），拟合分布曲线，从而得出 $Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-5})$，其中 $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$ 为 t 时刻之前的时间序列。

最后，对模型优缺点进行了系统评价与改进，并给出一些可行性意见。

关键字：层次分析法 排队论 动态规划 多元线性回归

目录

1 问题重述

游乐园客流疏导方案

Youth 游乐园即将盛大开园，作为本市建有最多过山车的游乐园，受到了青少年的热捧。预计届时园区将迎来每天 1 万的大客流。如何根据客流情况，及时分流人群，为顾客提供游园线路引导，保障游客的游园体验显得尤为重要。

试就园区的整体规划，建立数学模型分析研究下面的问题：

（1）附件 1 为 Youth 乐园的规划图，共设 A-J 共 10 个项目点，游客可沿着图中标出的线路往返下个游乐项目。在保障每位游客体验游乐设施的前提下，建立对每个游乐项目的等候游客进行游览提醒和疏导的模型，以达到游园体验最优。每个游乐项目安排请参见表 1。

表 1. 每个游乐项目的时间安排

游乐项目	每场容纳游客数	每场持续时间
A	400	33分
B	30	1分15秒
C	50	2分30秒
D	30	2分30秒
E	100	5分
F	50	2分30秒
G	30	2分
H	30	1分30秒
I	20	1分30秒
J	50	2分

（2）皇冠假日酒店是游乐园内的酒店，目前已开业，为有需要的游客提供住宿便利。请根据该酒店历史预订数据信息,综合考虑影响房间预定量的主要因素(比如季节,工作日/周末,法定假日,暑期等)建立数学模型。并根据酒店 2015 年全年预定数据(附件 2),预测 2016 年 1 月至 3 月每天预定房间数。

2 问题的分析

2.1 对问题一的分析

问题一中包含如何实时分析出当前实时各个项目点客流量和引导后客流量走向和如何通过当前其它点排队人数结合热度、容量、运行时间进行权重分析选出最优设施点排序这两个子问题。下面针对每个子问题进行单独分析。

针对第一个子问题，在进园前一小时，不存在排队现象，因此将理论的客流吸引量作为初始值，主要取决于场馆热度、容量、运作时间，采用层次分析法进行权重比计算出评价系数。进行引导后，就进入规划最优动态化模型，引导后的各场馆到达率不再是初值，与引导措施有关，即为引导后的客流选择行为。因此我们将得到不加干预状态下的客流量和后期加入干预时的客流量。

针对第二个子问题，即在已知当前各点客流量的情况下，加上步行前往该处所耗费的时间 t，即 t 单位时间后的目的地点排队人数大致假设量，根据其他 9 个项目点的可能等候时间进行排序，让游客主观性选择最优方案。

2.2 对问题二的分析

问题二中包含，如何从所给 2015 年度酒店的预定以及住宿情况推测出 2016 年度大致的预定和住宿情况。以及如何综合考虑节假日，寒暑假，周末，季节等因素对于酒店预定住宿情况的影响。

针对此问题，我们对于 2015 年度每天的预约人数和住店人数进行局部的分析，综合考虑各个方面后得出不同因素对于酒店入住情况的影响。综合不同方面的权重，从节假日、季节、周末等若干个方面进行分析，从主要采取多元线性回归的方式分析，分析对应三个方面的权重，得到 2016 年度，相同情况下，预定和住宿人数的大致分布规律。

3 模型假设和符号说明

3.1 模型假设

问题一的假设

1.仪器无故障、所有设施正常运行。

2.每个人的步行速度都为：1.2m/s，不存在影响行人步行速度的其他因素。

3.游乐场每日开园时间为 9:00-18:00。

4.每日客流量定值 1 万。

5.排队过程中无游客中途离开。

6.根据地图实景分析和数据，a、f、i 为剧场，bcdgh 皆为过山车项目，ej 为水上漂流项目。据此，假定各地热度为：剧场：3.8；过山车：4.3；水上漂流项目：4.14。

问题二的假设

1.酒店预定量无上限。

2.2015 年和 2016 年酒店营业模式相同，无重大事项影响酒店的运营。

3.2 符号说明

符号	含义	单位
λ_i	顾客平均到达率，即单时间内来到服务系的平均顾客数，即客流量	人/min
μ	平均服务率，即单位间内能够被服务完成的顾客数	人
s	服务台个数	个
ρ	服务强度，即每个服务台在单个服内的平均次数，ρ≥1，表示服务台无法匹配服务需求，导致排队长度越来越长	
Ls	队长，即系统中的顾客平均数	人
Lq	排队长，即在系统中排队等待的顾客平均数	人
Ws	顾客在系统内平均停留时间	Min

Wq	顾客在系统中平均排队等待时间。游客在景区某停留点所等待的时间段,如果停留点空闲,则等待时间为零。否则,等待时间与停留点的游览用时、排队等候人数、设施容量、下次可提供服务时刻相关	Min
i，j	娱乐设施点编号 $i,j=\begin{cases}1,\text{项目}A\\2,\text{项目}B\\L\\10,\text{项目}I\end{cases}$	
C_i	i 项目的容量	人
T_i	i 项目的循环时间	Min
H_i	i 项目的热度	
COM_i	i 项目的评价系数，评价系数又设施容量、运行时间、热度三者共同决定，反应游客对其的感兴趣度	
S_{ij}	i 项目到 j 项目的距离	m
speed	人步行速度＝1.2m／s	
T_{ij}	步行从 i 项目到 j 项目的时间（min)。指游客从一个停留点移动到另一个停留点所需要花费的时间。由于本文假设所有游客的步行速度相同,因此,步行时间主要由停留点之间的道路长度决定。	Min

4 模型的建立与求解

4.1 问题 1 的解决

4.1.1 模型背景

大型游乐场具有如下的特点:
(1) 游乐项目(游乐设施) 的容量可以预先确定。游乐项目具有独占性,同一时刻可供游玩的人数相对固定。题有提供：1 万人每日。
(2) 游乐项目的游览用时可以预先确定。游客在游乐项目上的停留时长相对固定,一般就是游乐项目运转一次的用时。题有提供。
(3) 游客会走回头路。相邻游乐项目之间距离不会太远,很多时候为了减少等待时间,同一路径游客会重复往返。这为接下来的排队论提供了理论依据。

4.1.2 模型准备

为了使得所述问题更方便用数学模型解决，本文根据所给示意图结合世界各地著名游乐园实际情况，建立出入园人数以及园内人数的基础模型，并根据园内人数来对于每个景点的客流量和等待人数进行推导和预测。

游乐园运行良好的工作效率、效益主要体现在游客周转和逗留的时间，在给定时间内，游玩项目越多，排队时间越短，反映游乐园运行效率越高，资源利用率也就越高。另外，游客总是希望尽快玩到自己想要玩的设施，且每场容量大一些一次性容纳人数多一些，玩乐时间长一些，才能玩得尽兴。所以游客的选择因素也一定程度上影响了游乐园的工作效率。考虑到这些因素，应重点考虑如下指标：热度、设施容量、设施运行时间。

对于如 A 点的剧场，由于项目持续时间较长（33min)，且热度较低，游玩人数相对较少。根据游乐场的运营成本和表演间隙，同时考虑游客前往较为便捷可定时前往，所以假设每半点开始（类似 9：30，10:30 等）。整点开始会导致 9 点场浪费资源。

与此同时，题目仅提供了游戏设施的持续时间并没有设置游戏设施的准备时间（如游客的进出时间），所以我们根据实际情况、自己的亲身体验结合查阅的世界各大游乐场的现实情况结合我们的娱乐设施，进行设施准备时间的预测。并根据预测得出了娱乐设施一个循环的持续时间。并以此作为我们推测等待人数和等待时间的依据。

容量	内容	游戏时间（s）	循环时间（min）
A	剧场	33M	60
B	过山车	75	10
C	过山车	150	15
D	过山车	150	10
E	水上漂流项目	300	30
F	剧场	150	15
G	过山车	120	10
H	过山车	90	10
I	海豚表演	90	30
J	水上漂流项目	120	15

4.1.3 问题一解决方法

4.1.3.1 入园客流和园内人数

我们将 9:00 到 18:00 共 9 个小时 540 分钟分为 20 个时段,每个时段 3 分钟。并根据建立相关函数。此模型来源于《大数据背景下的山东省主要景区动态客流及因素分析》。通过 EXCEL 对此模型进行函数拟合,因为我们开园时间仅到 18:00,因此对模型稍作修改，形成大致在 11-12 点之间为客流量最多的单峰型模型（如图 2）。

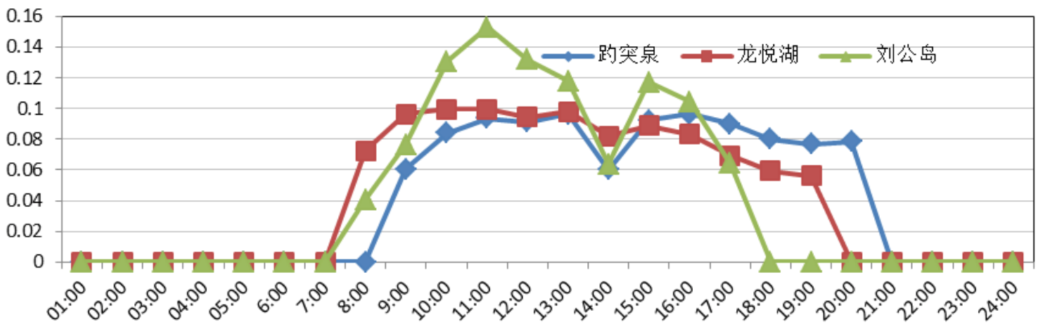


图 6　典型景区平均日客流量变动趋势图

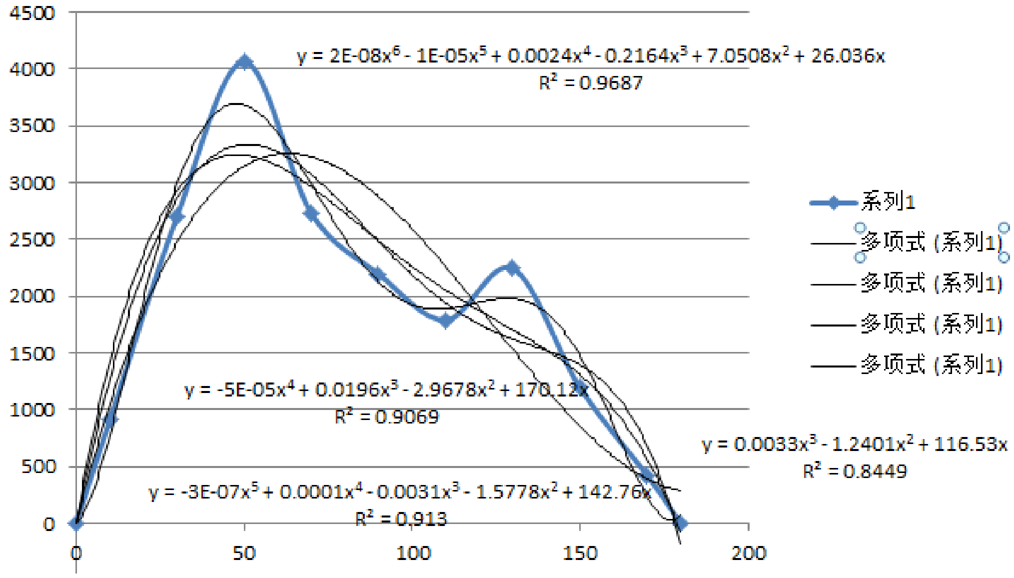


图 2

入园人数函数：

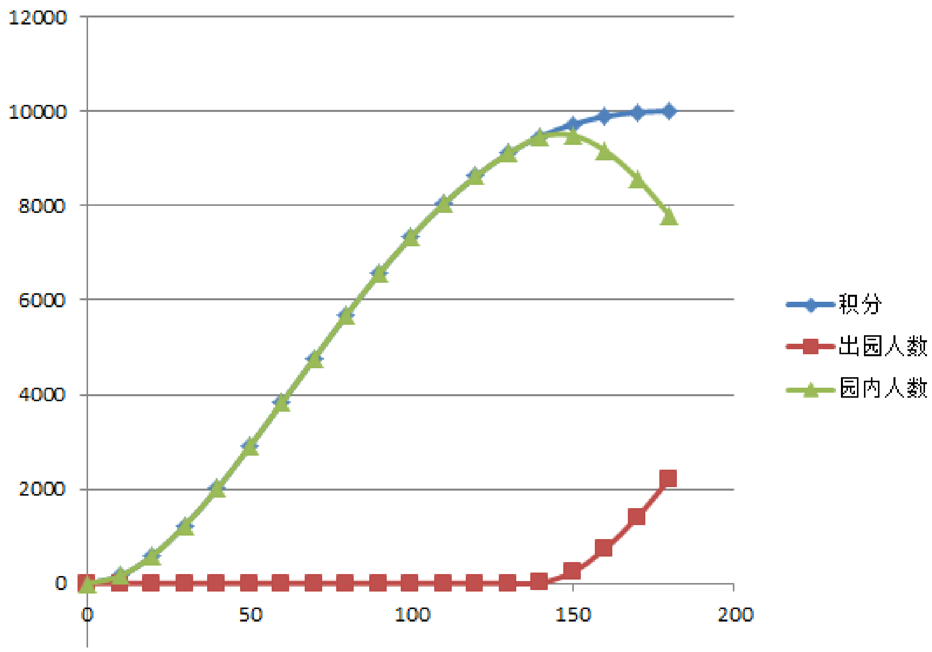
$$Y_1 = 9.62 \times 10^{-5} \times X^3 - 0.0362X^2 + 3.398X + 1.028 \times 10^{-13}$$

公园游客平均逗留时间 412.49 分钟 [1]，所以大概在 137.5 个时段之后，刚开始入园的人流开始逐渐往外走，假设都开始出园。于是对入园人数积分减去

$$Y = \begin{cases} 0 & ,0 < t < 137.5 \\ 9.62 \times 10^{-5} \times X^3 - 0.0362X^3 + 3.398X + 1.028 \times 10^{-13} & ,137.5 \le t \le 180 \end{cases}$$

可得园内现有人数函数：

$$Y_2 = \begin{cases} 2.4 \times 10^{-5} \times X^4 - 0.01205X^3 + 1.699X & ,0 < t < 137.5 \\ 2.4 \times 10^{-5} \times X^4 - 0.01215X^3 - 1.699X - 1.028 \times 10^{-13} & ,137.5 \le t \le 180 \end{cases}$$



4.1.3.2 基于层次分析法的各设施点客流

为了解决排队人数和等待时间的问题，我们采用一种定性与定量相结合的决策分析方法，从而解决多层次、多要素的非结构化的决策问题。目前对指标优劣评价的模型有很多，如综合指数法、层次分析法、RSR 法、模糊综合评价法、灰色系统法等，这些方法各具特色,各有利弊。其中，层次分析法是系统中有限方案多目标决策分析中的一种决策方法,该方法具有计算简便，结果合理,应用较为灵活等特点,将其用于评价设施点的评价系数，能取得满意的排序结果。

在进园前一小时，不存在排队现象，因此将理论的客流吸引量作为初始值，根据园内现有人数并结合各个景点的“热度”,“容量”,“游戏时间”对于各个景点的当前人数影响进行预测。并结合排队论对未来各个景点人数和等待时间进行预测。下面我们根据原始数据，根据层次分析法来研究游乐园各个项目对于游客选择的影响，并根据这些指标给出权重。

首先，建立递阶层次结构，构造两两比较判断矩阵。

对各指标之间进行两两对比之后，然后按 9 分位比率排定各评价指标的相对优劣顺序，依次构造出评价指标的判断矩阵 A。

$$A=\begin{pmatrix} & \text{时间} & \text{热度} & \text{容量} \\ \text{时间} & 1 & \frac{1}{6} & \frac{1}{2} \\ \text{热度} & 6 & 1 & 3 \\ \text{容量} & 2 & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix}$$

比较容量、运行时间、热度三者要素之间的重要性。其中热度比时间重要 6 个度，热度比容量重要 3 个度，容量比时间重要 2 个度。

其次，针对某一个标准，计算各备选元素的权重；
采用规范列平均法：
矩阵 A 每一列归一化得到矩阵 B;

$$B=\begin{pmatrix} 1 & 0.41 & 0.71 \\ 2.45 & 1 & 1.73 \\ 1.41 & 0.58 & 1 \end{pmatrix}$$

将矩阵 B 每一行元素的平均值得到一个一列 n 行的矩阵 C；矩阵 C 即为所求权重向量。

$$C=\begin{pmatrix} 0.21 \\ 0.50 \\ 0.29 \end{pmatrix}$$

所以得到各点客流量权重比：$COM_i = 0.21 T_i + 0.29 C_i + 0.5 H_i$。

$$\lambda_i = \lambda \frac{COM_i}{\sum COM_i}$$

各点客流可以由热度占设施总热度的比重乘以园内总客流，从而得到下表。

因为 A 为剧场，每场持续 33min，与其他设施场所 1、2 分钟相比相差较多，在权重分析中 T_1 所占比例过大，将会导致不符合实际的评价系数，所以 A 点具有特殊性，排除在此方法在外。仅依靠经验函数结合其地理位置确定其初始客流为 30 人。

可得下表：

	内容	游戏时间 T_i（s）	循环时间（min）	容量（人）C_i	热度 H_i	评价 COM_i	初始值（人）
A	剧场	33M	60	400	3.8		30
B	过山车	75	10	30	4.3	26.6	38
C	过山车	150	15	50	4.3	48.15	68
D	过山车	150	10	30	4.3	42.35	60
E	水上漂流	300	30	100	4.1	94.05	133
F	剧场	150	15	50	3.8	47.9	68
G	过山车	120	10	30	4.3	36.05	51
H	过山车	90	10	30	4.3	29.75	42
I	海豚表演	90	30	20	3.8	26.6	38
J	水上漂流	120	15	50	4.1	41.75	59
总计：						393.2	587

由上图不难发现，排队人数均小于容量数，此时，走向何处都只需等待当前在游乐设施上的人数，下一场便可排到。因此作为系统的初始流量再合适不过。

4.1.3.3 基于排队论 M/M/1 的动态模型

进行引导后，就进入规划最优动态化模型，引导后的各场馆到达率不再是初值，与引导措施有关，即为引导后的客流选择行为。因此我们将得到不加干预状态下的客流量和后期加入干预时的客流量。

1、输入过程

游客到达间隔时间和服务时间的分布是非负随机变数的分布，我们采取排队轮中最普遍采用的最简单流又称平稳的泊松流。

由泊松过程的性质知，游客相继到达的时间间隔服从参数为 λ 的负指数分布，其分布函数为：$P(x=k)=\frac{\lambda^k}{k!}e^{-\lambda}$ 。

泊松分布的参数 λ 是单位时间(或单位面积)内随机事件的平均发生率。 泊松分布适合于描述单位时间内随机事件发生的次数。

2、排队规则

排队论是以运筹学作为基础,研究游乐场娱乐设施机构中排队问题的规律，主要思想是: 首先借助 M / M / n 排队理论建立数学模型,从而以信息科学作为基础探讨游览路线优化问题,使游客在景区内均衡分布、有序交换。

我们采取先到先服务的规则进行排队。因为游乐设施多个位置为多个服务窗口，首先我们运用排队了 M/M/S 模型进行建模，而后发现仅最小值容量 20 人，就将导致 ρ =0，因此我们决定采用 M/M/1 模型。因为我们将各个景点看作为一个窗口，服务每个人的时间为单个项目持续时间除以人数，这样就可以运用 M/M/1 模型，并且得到□<1 的模型，从而对于各个景点各个时间的等待人数和等待时间进行预测。

运用排队论 M/M/1 的模型对于各个景点各个时间段所对应的等待人数和等待时间建立标准的 M/M/1 模型（M/M/1/）。

针对 10:00 时的 B 点进行分析，其他时间点、其他设施点同理。

解：此为标准的M/M/1模型，$\lambda=0.341$人/分钟，$\mu=3$人/分钟，

$$\rho=\frac{\lambda}{\mu}=0.114。$$

系统空闲系数

(1) $P_0=1-\rho=0.886;$

(2) $P_1=\rho(1-\rho)=0.886*0.114=0.101;$

等待概率:

(3) $1-P_0=0.114;$

平均队伍长:

(4) $L=\dfrac{\lambda}{\mu-\lambda}=0.128;$

平均逗留时间:

(5) $W=\dfrac{1}{\lambda}L_s=0.376$(分钟);

平均等待队伍长:

(6) $L_q=L_s-\rho=0.0146$(人);

平均等待时间:

(7) $W_q=W_s-\dfrac{1}{\mu}=0.0428$(分钟);

同理，可求出 A,C,D,E,F,G,H,I,J 各点 10：00 的平均等待队长和等待时间。

	B	C	D	E	F	G	H	I	J
等待时间	0	10	10	30	10	0	0	0	0
等待队伍长	8	38	30	103	38	21	12	8	29

与此同时，当 10:00 时从 A 出来的一批客流，进行警示和疏导。

	B	C	D	E	F	G	H	I	J
10:00 各处客流量（人）	38	68	60	133	68	51	42	38	59
A 点距该点距离（m）	300	600	1050	350	1550	900	1300	250	600
步行时间（*3min）	1.4	2.8	4.9	1.6	7.2	4.2	6.0	1.2	2.8
步行至的时段点（*3min）	21.4	22.8	24.9	21.6	27.2	24.2	26.0	21.2	22.8
该时段点园内总客流量（人）	664	746	874	678	1026	830	949	651	746
该时段点 I 处的总客流量（人）	43	86	89	154	119	72	68	42	75
到达该处后可能等待时间（min）	10	15	30	50	30	20	20	60	15

不难看出，此时从 A 出发的游客，到达其他各点并开始游玩的总时间最短为 B 处，只需 14.2min 后，而最长的为 63.6min，为 H 点。

当我们的 $\rho>1$ 时，所对应的排队模型反应出排队人数会不断增加，等待时间也会无限增大，在这种情况下，排队论的模型会有不合适的地方，因此我们根据用层次分析法推测出的各个景点人数模型，用等待人数除以容量得到大致的等待时间，来对当前园内游客来进行提醒和疏导。

4.1.4 模型总结

通过层次分析法和排队论，我们对于原始数进行了同趋势和归一化处理，消除了不同指标量纲影响。通过以上的分析推理假设计算，我们可以得出，当游乐园开门时间在 1 小时左右时，各个景点的容量暂时能满足当前的人流量，并且排队时间也在合理范围之内，但是随着时间的增加，园内人数不断增多，各个景点排队人数和所需排队时间会不断增加，并且在一定时间内会不断增加。园内的游客对于各个景点的游览选择大致根据层次分析法能得出，并且是人流趋向的一个重要的确定标准。我们的模型 1，就是根据当前由层次分析确定的各个景点人流数，对于排队的长度以及时间进行下一步预测。并且建立出合理的提醒，疏通，引导模型。

4.2 问题二解决方法

4.2.1 模型背景

酒店行业需要便利快捷的管理模式，根据已有年度的预定，住宿的情况，分析出下一年度，对应季节，节假日和工作日的所需要准备的房间数，并且依此制定出合理的预测模型，以应对相应的客流量。

4.2.2 模型准备

4.2.2.1 大幅度偏离平均数数据分析：

分析得到 4 月 3 日总预定数为 677 人，因其预定日期为清明节假期左右，所以预定数爆棚，其中 4 月 3 日入住 4 月 4 日离店的同一批次订单达到 87 人，合理性假设为因到外地扫墓或旅游一日而暂时居住，此数据具有强烈的与假期相关的因素。

分析得到 5 月 21 日预定人数为 208 人，可能的原因由于当时日期的特殊性，导致一部分的情侣游客在此日期聚集住宿，此数据具有强烈的和日期意义相关的因素。

分析得到 9 月 18 日附近和 10 月上旬的预定人数，较平均值增加较多，考虑到当时所处的中秋和国庆假期的原因，会有大部分的游客住宿的情况。所以我们分析，当处在节假日，或是特殊日期时，预定人数会相应增加，且幅度很大。

从上面所分析的结果，我们可以从中得出，节假日对于酒店预订情况的影响也是一个较为重要的考虑因素。节假日或者特殊的日期，预订住宿的游客会增多，并且出现一定的高峰。因此我们在推测下一年的节假日等特殊日期预订住宿情况的大致模型。

假日/预订人数	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
	0	1	3	222	137	278	0	37	802	500	19	235

4.2.2.2 季节周期因素分析：

季节周期因子（saf）季节周期也称季节变动，是一种现象以一定时期为一周期呈现郊有规律的上升、下降交替运动的影响因素。

季节/预订人数	春季	夏季	秋季	冬季
	5961	8425	8825	2712

由图可见，冬季天气较为寒冷，预定数也远低于平均值，综合考虑到 1、2 月春节，在外旅游或者游玩人数较少，所以就季节因素而言，呈现出夏秋季度明显大于春冬季度。

4.2.2.3 星期周期因素分析：

按照经验而言，周末入住量较工作日多，而预定周末多为周四、周五，所以，一周中周四周五预定量较周末多。

星期/预订人数	周一	周二	周三	周四	周五	周六	周日
	4224	3532	3351	3890	4655	3186	3085

4.2.2.4 不规则变动分析：

不规则变动是一种偶然性、随机性、突发性因素。受这种因素影响，现象呈现时大时小、时起时伏、方向不定、难以把握的变动。此变动毫无规律可循。如某公司来此酒店开会议，某对新人来此喜结良缘等等。

若以 Y 代表时间序列中的数据（观测值），则 Y 由上述因素所决定的组合模型为：

Y=T+S+I+H

在此模型中，各种影响因素相互独立，均与 Y 同计量单位的绝对量。

4.3 Model 1

我们考虑各个日期类型对应的预约，住宿人数，建立多元回归线性模型，预测模型拟合得到酒店的预约时间模型。

4.3.1 多元线性回归模型

一. 多元线性回归分析模型：

设 y 表示酒店某日的预定量，设其受 k 个因素x_1、x_2、x_3……x_k的影响，且 y 与x_1、x_2、x_3……x_k之间满足一下线性关系

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots + b_k x_k + \varepsilon$$

若获得 n 次观察量（y_i，x_{i1}，x_{i2}，x_{i3}，……x_{ik}），i=1,2，…，n，则有下式成立：

$$y_i = b_0 + b x_{i1} + b_2 x_{i2} + \cdots + b_k x_{ik} + \varepsilon_i$$

$$\begin{cases} y_1 = b_0 + b_1 x_{11} + b_2 x_{12} + \cdots + b_k x_{1k} + \varepsilon_1 \\ y_2 = b_0 + b_1 x_{21} + b_2 x_{22} + \cdots + b_k x_{2k} + \varepsilon_2 \\ \cdots \cdots \cdots \cdots \cdots \cdots \\ y_n = b_0 + b_1 x_{n1} + b_2 x_{n2} + \cdots + b_k x_{nk} + \varepsilon_n \end{cases}$$

令，

$$Y=(y_1,y_2,\cdots,y_n)^{\mathrm{T}},\quad \varepsilon=(\varepsilon_1,\varepsilon_2,\cdots,\varepsilon_n)^{\mathrm{T}},\quad \partial=(b_0,b_1,\cdots,b_k)\ T$$

$$X=\begin{bmatrix}1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m}\\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m}\\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots\\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm}\end{bmatrix},$$

则可写成

$$Y=X\partial+\varepsilon,$$

其中∂为未知参数，Y 为酒店预定量观察值向量，X 为观察值矩阵，ε为随机误差向量。一般有

$$\mathrm{Rank}(X)=k+1,\ E(\varepsilon)=0,\ \mathrm{Cov}(\varepsilon,\ \varepsilon)=\sigma^2 I_n,$$

其中σ^2为随机误差的方差，I_n为 n 阶单位阵。

可以证明，对于线性回归模型未知参数向量∂的最小二乘估计为：

$$\hat{\partial}=(X^TX)^{-1}X^TY$$

4.3.2 模型假设

我们通过对酒店历史数据进行了量化分析，统计了全年各月（图 1，2），全年周一至周日总和（图 3）以及各季节（图 4）的统计人数，同时节假日将会对酒店预定量产生影响，因此根据判断到达酒店日期是否在节假日附近，从而统计满足条件的预定该天的预订人数，汇总该月与节假日相关的预订人数（图 5）。

月份/预订人数	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
	44	11	320	3065	2576	2561	2831	3033	3114	2987	2724	2657

图1：各月份预订人数总表

图2：全年各月份预定人数趋势图

星期/预订人数	周一	周二	周三	周四	周五	周六	周日
	4224	3532	3351	3890	4655	3186	3085

图3：工作日周末预订人数

季节/预订人数	春季	夏季	秋季	冬季
	5961	8425	8825	2712

图4：各季节预订人数表

附注:季节因素的量化定义为:12,1,2 三月定为冬季,3,4,5 月为春季,6,7,8

月为夏季，9,10,11 月为秋季。

分析上图得出，预订人数数据在时间上具有明显的季节性，夏秋季度明显大于春冬季度。

假日/预订人数	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
	0	1	3	222	137	278	0	37	802	500	19	235

图 5：与节假日相关该月预订人数

根据如上 5 个数据图表的分析，我们发现周五预定人数所占比重较大,，同时四季和与节假日相关的预订人数都有着明显的起伏变化，因此在遵循数据客观性、代表性和可得性的原则下，我们先假定将周五，季节和节假日作为三个参数。

4.3.3 模型分析

利用 Matlab 函数拟合，分别分析解释变量周五（N）、季节（P）、节假日（I）对 Y 的影响。

1．1 周五对预订人数的影响：

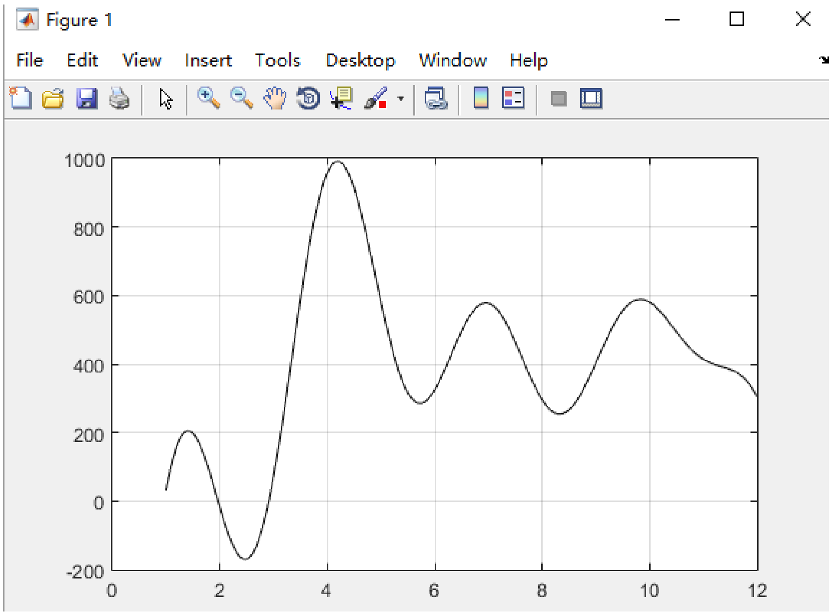


图 6：周五对预订人数的影响

$$f1 = a1*\sin(b1*x+c1)+a2*\sin(b2*x+c2)$$
$$+a3*\sin(b3*x+c3)+a4*\sin(b4*x+c4) \qquad (1\text{-}1)$$

$a1 = 645.5$

$b1 = 0.323$

$c1 = -0.71$

$a2 = 284.$

$b2 = 0.83$

$c2 = 4.79$

$a3 = 8754$

$b3 = 2.11$

$c3 = -2.69$

$a4 = 8812$

$b4 = 2.11$

$c4 = 0.38$

$R\hat{}2 = 0.9623$

1.2 季节对预订人数的影响：

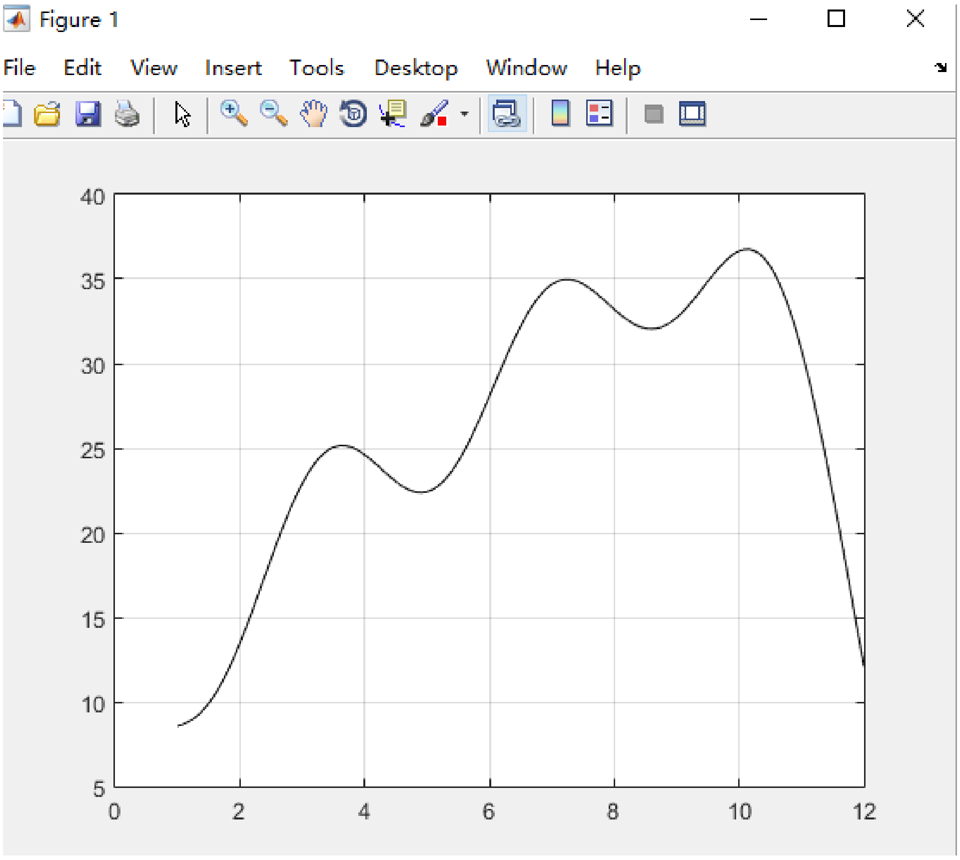


图 7：季节对预订人数影响

$$f2 = a1*\sin(b1*x+c1)+a2*\sin(b2*x+c2)$$
$$+a3*\sin(b3*x+c3)+a4*\sin(b4*x+c4) \tag{1-2}$$

$a1 = 67.17$

$b1 = 0.3219$

$c1 = 0.01508$

$a2 = 272.7$

$b2 = 0.4848$

$c2 = 2.966$

$a3 = 233$

$b3 = 0.5012$

$c3 = 18.66$

$a4 = 3.473$

$b4 = 1.74$

$c4 = 2.046$

$R\hat{}2 = 0.9436$

1.3 节假日对预订人数的影响

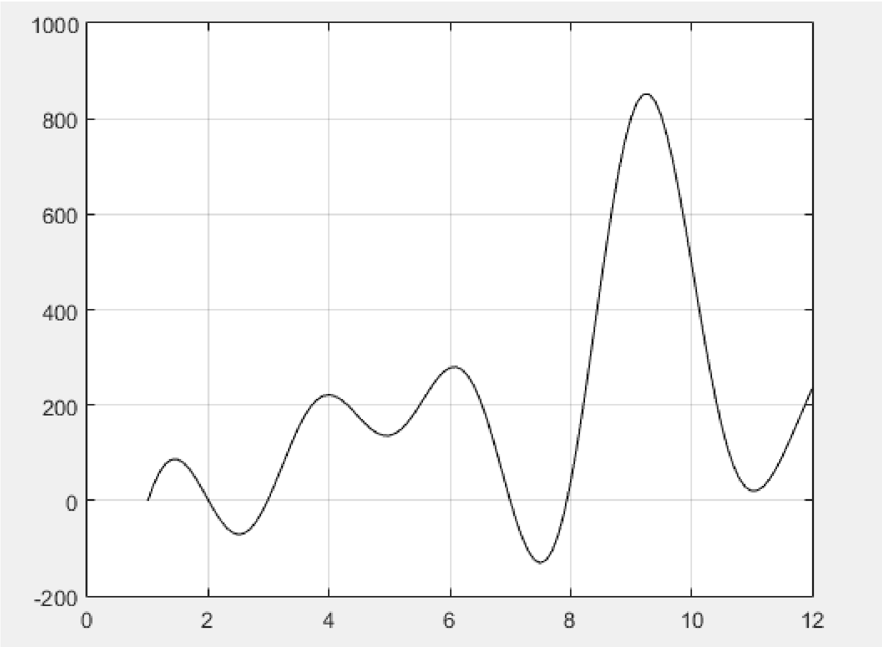


图 8：节假日对预订人数的影响

$$f3 = a1*\sin(b1*x + c1) + a2*\sin(b2*x + c2)$$
$$+a3*\sin(b3*x + c3) + a4*\sin(b4*x + c4) \quad (1\text{-}3)$$

$$a1 = 716.4$$
$$b1 = 0.06415$$
$$c1 = -0.124$$
$$a2 = 237.3$$
$$b2 = 1.601$$
$$c2 = -1.242$$
$$a3 = 151.9$$
$$b3 = 2.36$$
$$c3 = -1.085$$
$$a4 = 209.9$$
$$b4 = 1.26$$
$$c4 = -3.313$$
$$R\hat{}2 = 1$$

2.根据酒店历史数据，就各月份与预订人数的关系用 MATLAB 进行了函数拟合，如下图：

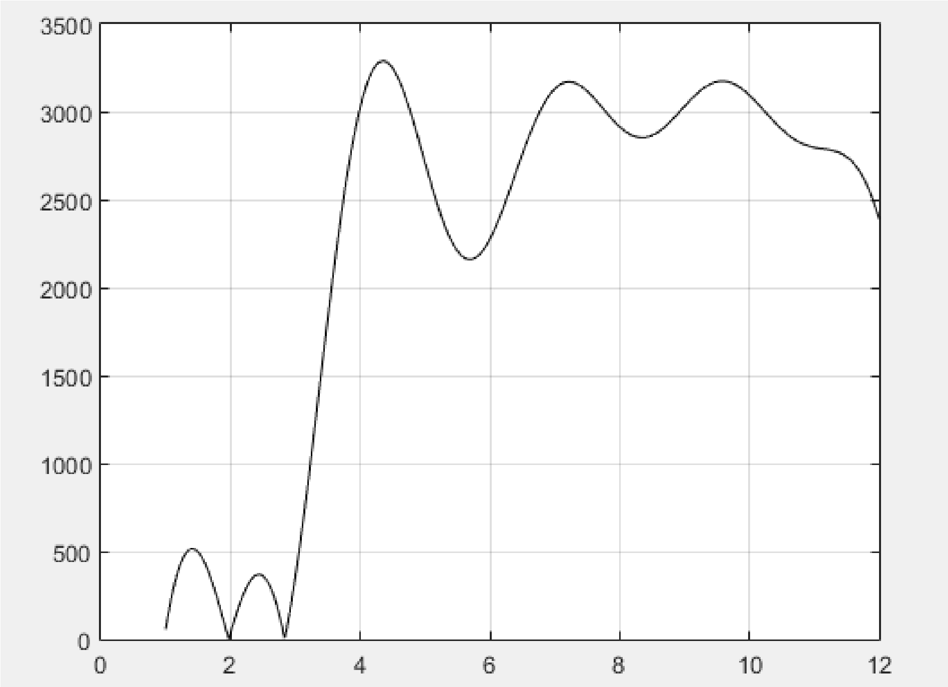


图 9：统计数据对月份的函数

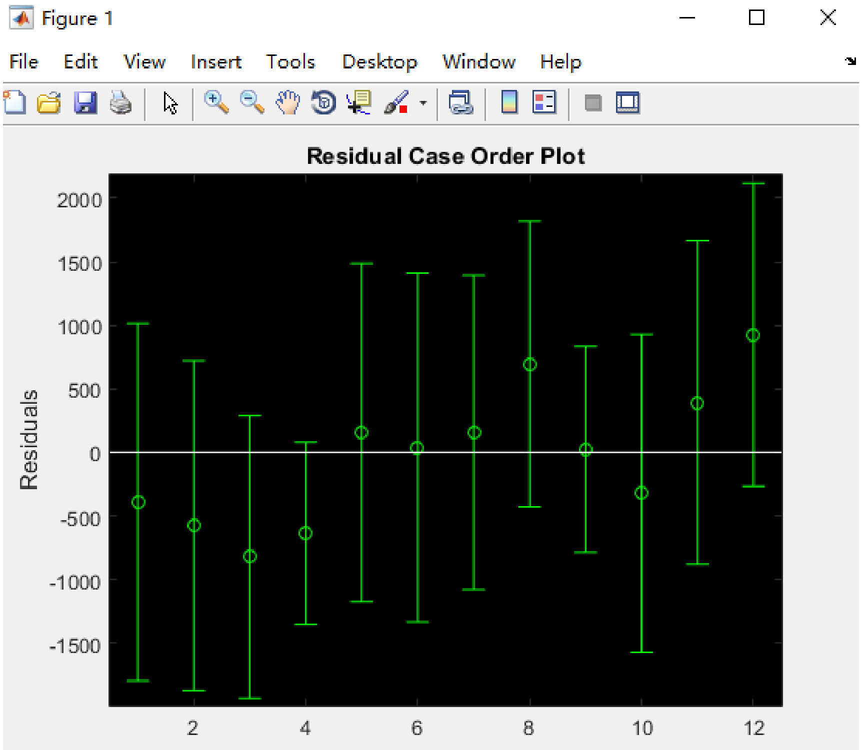
$$f = a1*\sin(b1*x+c1)+a2*\sin(b2*x+c2) \\ +a3*\sin(b3*x+c3)+a4*\sin(b4*x+c4) \quad (1\text{-}4)$$

$$\begin{aligned} &a1 = 3352 \\ &b1 = 0.2618 \\ &c1 = -0.5069 \\ &a2 = 508.3 \\ &b2 = 0.8714 \\ &c2 = -1.809 \\ &a3 = 5.643e{+}04 \\ &b3 = 2.071 \\ &c3 = -2.514 \\ &a4 = 5.643e{+}04 \\ &b4 = 2.074 \\ &c4 = 0.5993 \\ &R\hat{\ }2 = 0.9923 \end{aligned}$$

3.我们将根据多元线性回归模型

$$f=\beta_0+\beta_1 * y_1+\beta_2 * y_2+\beta_3 * y_3 \qquad (1\text{-}5)$$

利用 MATLAB 求出 y 与 y1,y2,y3 的关系，求出相关系数



$\beta_0=0$

$\beta_1=43.8155$

$\beta_2=2.5289$

$\beta_3=0.6889$

$R^2=0.8140$

得到最终的表达式为：

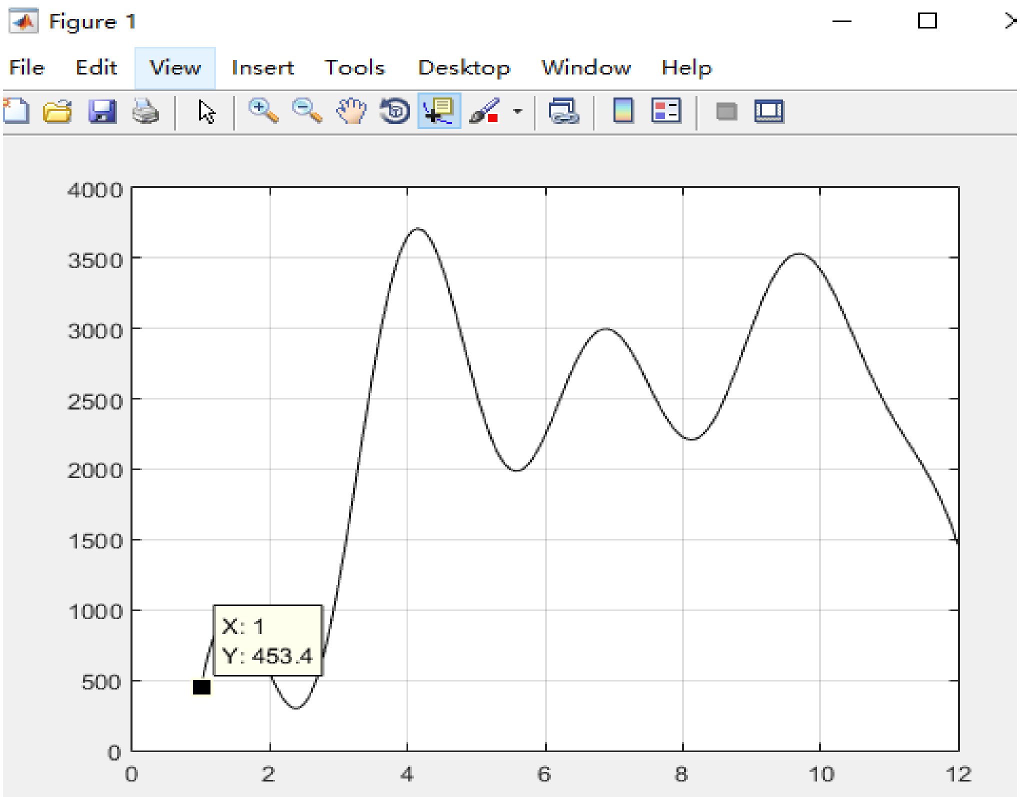
$$y'=43.8155*y_1+2.5289*y_2 \qquad (1\text{-}6)$$

4.3.4 模型检验

将 β_0、β_1、β_2、β_3 带入多元线性回归模型，即表达式（1-5）

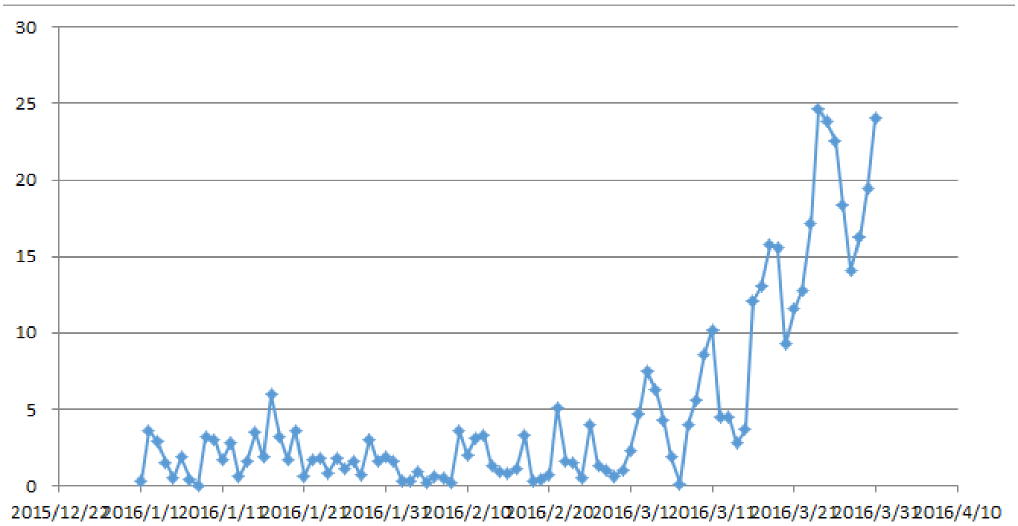
	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
	453	547	1190	3662	2548	2243	2979	2229	3006	3416	2412	1464
△	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
	-409	-536	-870	-597	31	318	-148	804	108	-429	312	1193

与原先数据相比，该函数的偏差值较大，因此还是采用原先 f 函数，即表达式（1-4）



从上述模型预测 2016 年 1 月-3 月的预订人数：

月份/预定人数	1 月	2 月	3 月
	61	41	342



2016 年 1-3 月份预测酒店预订人数为：

2016/1/1	0
2016/1/2	4
2016/1/3	3
2016/1/4	2
2016/1/5	0
2016/1/6	2
2016/1/7	0
2016/1/8	0
2016/1/9	3
2016/1/10	3
2016/1/11	2
2016/1/12	3
2016/1/13	1
2016/1/14	2
2016/1/15	3
2016/1/16	2
2016/1/17	6
2016/1/18	3
2016/1/19	2
2016/1/20	4
2016/1/21	1
2016/1/22	2
2016/1/23	2
2016/1/24	1
2016/1/25	2
2016/1/26	1
2016/1/27	2
2016/1/28	1
2016/1/29	3
2016/1/30	2
2016/1/31	2
2016/2/1	2
2016/2/2	0
2016/2/3	0
2016/2/4	1
2016/2/5	0
2016/2/6	1
2016/2/7	1
2016/2/8	0
2016/2/9	4
2016/2/10	2
2016/2/11	3
2016/2/12	3
2016/2/13	1
2016/2/14	1
2016/2/15	1
2016/2/16	1
2016/2/17	3
2016/2/18	0
2016/2/19	0
2016/2/20	1
2016/2/21	5
2016/2/22	2
2016/2/23	2
2016/2/24	1
2016/2/25	4
2016/2/26	1
2016/2/27	1
2016/2/28	1
2016/2/29	1
2016/3/1	2
2016/3/2	5
2016/3/3	7
2016/3/4	6
2016/3/5	4
2016/3/6	2
2016/3/7	0
2016/3/8	4
2016/3/9	6
2016/3/10	9
2016/3/11	10
2016/3/12	5
2016/3/13	4
2016/3/14	3
2016/3/15	4
2016/3/16	12
2016/3/17	13
2016/3/18	16
2016/3/19	16
2016/3/20	9
2016/3/21	12
2016/3/22	13
2016/3/23	17
2016/3/24	25
2016/3/25	24
2016/3/26	23
2016/3/27	18
2016/3/28	14
2016/3/29	16
2016/3/30	19
2016/3/31	24

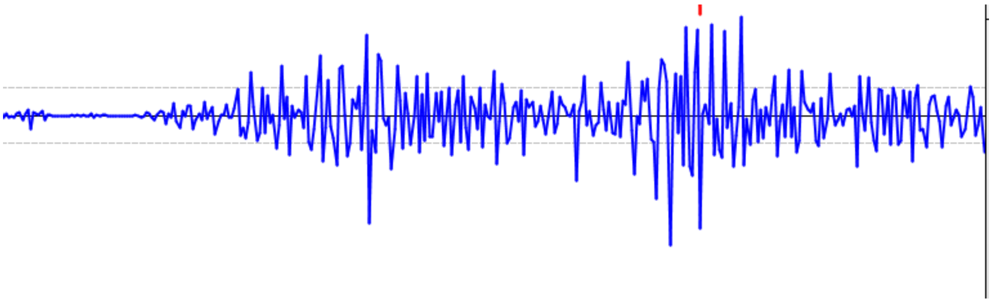
4.4 Model 2

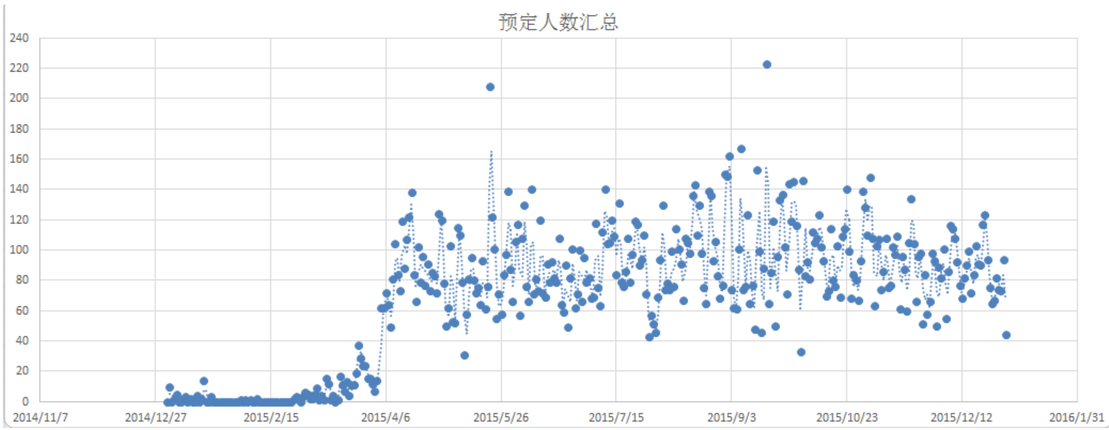
时间序列是指某种现象某一个统计指标在不同时间上的各个数值，按时间先后顺序排列而形成的序列。时间序列法是一种定量预测的方法，也称简单外延方法。

题目所给的是一个随时间分布的全年房间预定数，故采用使用时间序列分析的方法，并采用其中的自回归模型 AR（3）。并利用 Eviews8.0 软件计算完成了来年一月到三月在没有出现大预订单量的情况下的预测。

4.4.1 模型的求解

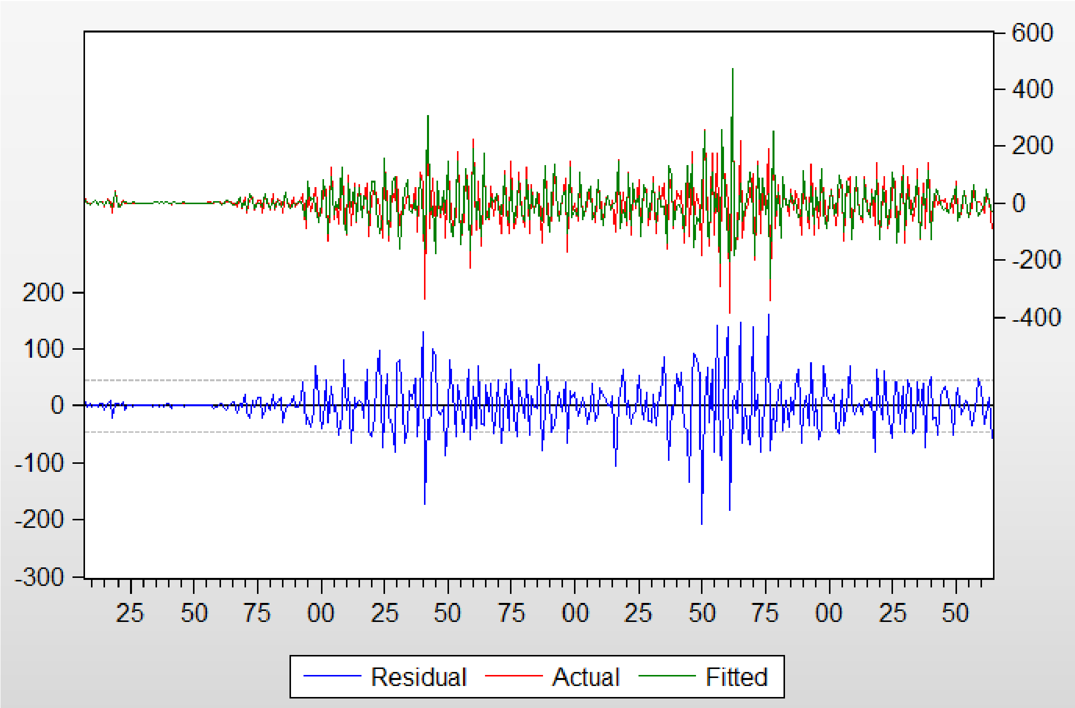
将预定数散点图出示如下：





从上图中可以看出，数据为非平稳序列。尝试进行三次差分对数据进行平稳化处理，可以通过检验，故接受数据具有平稳性的原假设，并将数据进行零均值化。后通过零均值化后序列的自相关函数（ACF）和偏自相关函数（PACF）图分析出模型为 AR（3）模型，R^2=0.744。

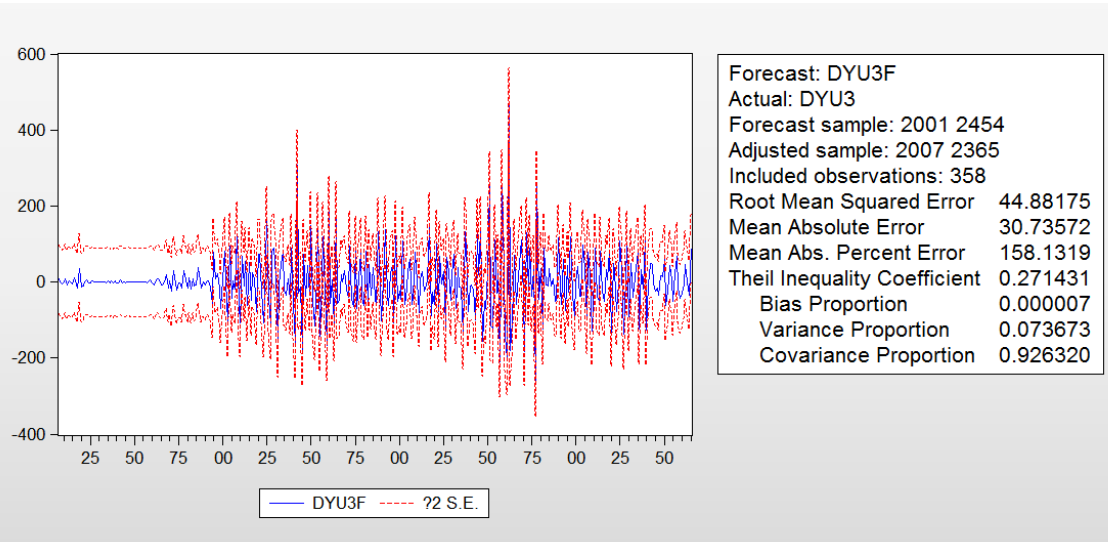
$$Y_t = -1.353Y_{t-1} - 1.177Y_{t-2} - 0.595Y_{t-3} - 0.028981$$



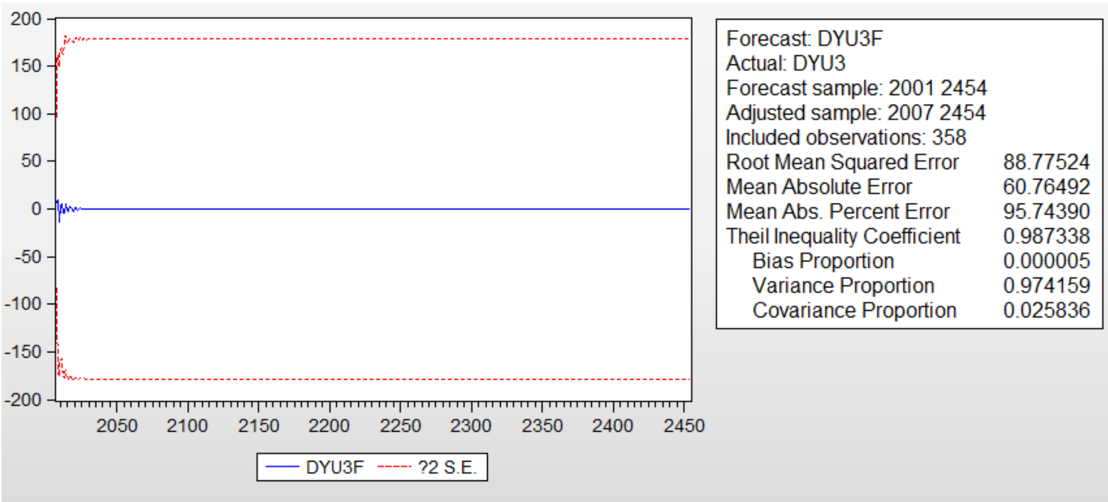
建立好后，对残差进行检验，首先看真值、拟合值、残差图，从图可见，模型的拟合程度较好，残差是围绕着零均值随机波动的。

4.4.2 对模型进行预测

1、进行追溯预测



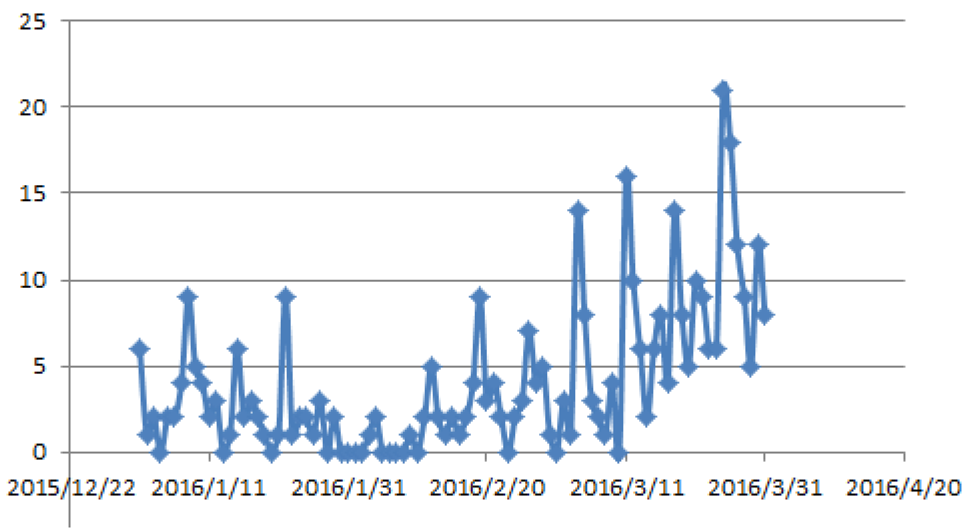
2. 进行向前多步预测



由于只适用于短期预测，而后预测呈现出一条直线，为此模型的弊端所在。

利用建立好的模型，对2016年前3个月的模型进行预测，结果如下表所示：

月份	1月	2月	3月
预订人数	76	63	231



2016 年 1-3 月份预测酒店预订人数为：

2016/1/1	6	2016/2/1	0	2016/3/1	0
2016/1/2	1	2016/2/2	0	2016/3/2	3
2016/1/3	2	2016/2/3	1	2016/3/3	1
2016/1/4	0	2016/2/4	2	2016/3/4	14
2016/1/5	2	2016/2/5	0	2016/3/5	8
2016/1/6	2	2016/2/6	0	2016/3/6	3
2016/1/7	4	2016/2/7	0	2016/3/7	2
2016/1/8	9	2016/2/8	0	2016/3/8	1
2016/1/9	5	2016/2/9	1	2016/3/9	4
2016/1/10	4	2016/2/10	0	2016/3/10	0
2016/1/11	2	2016/2/11	2	2016/3/11	16
2016/1/12	3	2016/2/12	5	2016/3/12	10
2016/1/13	0	2016/2/13	2	2016/3/13	6
2016/1/14	1	2016/2/14	1	2016/3/14	2
2016/1/15	6	2016/2/15	2	2016/3/15	6
2016/1/16	2	2016/2/16	1	2016/3/16	8
2016/1/17	3	2016/2/17	2	2016/3/17	4
2016/1/18	2	2016/2/18	4	2016/3/18	14
2016/1/19	1	2016/2/19	9	2016/3/19	8
2016/1/20	0	2016/2/20	3	2016/3/20	5
2016/1/21	1	2016/2/21	4	2016/3/21	10
2016/1/22	9	2016/2/22	2	2016/3/22	9
2016/1/23	1	2016/2/23	0	2016/3/23	6
2016/1/24	2	2016/2/24	2	2016/3/24	6
2016/1/25	2	2016/2/25	3	2016/3/25	21
2016/1/26	1	2016/2/26	7	2016/3/26	18
2016/1/27	3	2016/2/27	4	2016/3/27	12
2016/1/28	0	2016/2/28	5	2016/3/28	9
2016/1/29	2	2016/2/29	1	2016/3/29	5
2016/1/30	0			2016/3/30	12
2016/1/31	0			2016/3/31	8

4.4.3 模型的评价

预测得到的结果与真实值相近，体现出较强的星期和月份关联性，可是仍存在一定的问题，但是通过建模得到的结果呈递增趋势，真实值存在很大的上下波动，模型得到的预测中考虑不到实际因素的影响。而且模型建立的比较粗糙，在短时期内效果较好，长时期内得到值未必准确。

5 模型的评价与改进

5.1 模型的优缺点

（1）对于问题一的模型，我们根据查阅各大游乐园的资料得出，入园人数跟随时间的大致分布规律，以及园内人数游玩时间、离园时间，并根据两个推测模型，得出各个时间段内园内的大致游客数。这样的模型更加真实地模拟了游乐园的园内人数情况。

（2）对于问题一中，使用的层次分析法模型，指标多少无严格限制，所需定量数据信息较短。我们假设的层次包括：设施循环时间，容量以及热度的权重是固定不变的，而真实的情况中，这些层次的权重会随着时间段，园内人数，排队人数，等待时间，而产生轻微的变化，这种变化是我们考虑欠佳的地方，所以我们的模型在层次分析法的过程中会有一定的误差和不足，且定量数据较少，定性成分多，不易令人信服。

（3）对于问题一中，我们使用的排队论模型，将当前满足条件的时段各个景点的排队人数，进行估算和模拟，更加真实地根据各景点人数得出了预计等待人数和时间，并且能据此来得到园内客流的疏导和指引模型。而我们使用的排队论模型，也有一定的弊端，当园内人数超过各个景点的容量总和一定程度时，就会出现无限排队的情况，而这种情况产生，会使我们的排队论模型就会有一定程度的失效，所以当这种情况产生时，我们直接根据各个景点预计人数，来对排队时间和人数模拟，而并没有使用排队论的模型求解。这种做法能将误差降低，并且使我们的模型模拟真实度增加。

（4）对于问题二，我们对于所给数据分析也有不足的地方，对于所给 2015 年一至三月份的分析，我们考虑到当时的数据与后 9 个月的模型估计有较大的差距，可能由于春节假期或者运营失误而产生。所以我们在模拟 2016 年的酒店预订情况时，对于前三个月模型参考的比重，也有一定程度的降低，我们做出的 2016 年度预订情况，与原数据所建立模型会有一定程度的差距。这是我们综合考虑全年情况修订后得出的预订和入住情况。我们所建立的模型，更加真实地模拟了 2016 年度的总体情况，并且对于原模型进行一定程度的修正。

5.2 模型的改进

（1）对于问题一：

1. 当提示了一个点的等待人数、等待时间较少时，可能会导致大量的游客涌向那个游乐设施，造成此设施点的拥堵程度远大于其他设施。因此我们需要改进当前的模型，综合考虑各个游乐设施的位置以及不同地点游客到达的时间，再建立对应的模型，使得人流尽量均衡地涌到各个游乐设施，对于当时的等待人数进行合理优化。

2. 我们运用排队论对于各个游乐设施的等待人数进行预测的时候，对于当前将要到达的人流预测考虑欠佳，因此我们希望改进我们的排队论模型，增加到达人数对于每个设施等待人数的参数考虑。

（2）对于问题二：

1.我们的模型对于节假日的定量统计数据，是严格按照标准放假日期来进行预测的，对于某些提前或者延后休假的房客的考虑会有所欠佳。

2.我们对于模型的预测是根据一个星期中七天的不同权重来考虑的，但是并没有排除某个节假日对于这7天中的某些天数的影响，因此我们希望改进模型，通过研究对应节假日对星期中的7天的影响来重新考虑星期中每天的权重。

3.我们对于模型内，节假日的研究比重较大，并没有过多综合考虑寒暑假对于本模型的影响，因此我们希望改进该模型，加入寒暑假中，学生游客对于酒店预定的影响，并建立更加完备的模型。

附录 1

阿斯特利斯游乐园原图，由此判断其各娱乐设施的游玩内容，从而判断各设施点热度。

附录 2 排队论

1、系统状态概率

（1）利用状态转移图列出平衡方程

状态转移图是处理稳态 M/M/C 系统的一种工具，设到达与服务率分别为 λ 和μ ，则

由此列出平衡方程：$\begin{cases}\lambda P_0 = \mu P_1 \\ \lambda P_{n-1} + \mu P_{n+1} = (\lambda + \mu)P_n, n \geq 1\end{cases}$

可得状态概率：

$$\begin{cases}P_0 = 1 - \dfrac{\lambda}{\mu} \\ P_n = (\dfrac{\lambda}{\mu})^n(1 - \dfrac{\lambda}{\mu}), n \geq 1\end{cases}$$

记 $\dfrac{\lambda}{\mu} = \rho$ ，称为服务强度，规定 $\rho < 1$ ，则

$$\begin{cases}P_0 = 1 - \rho \\ P_n = \rho^n P_0\end{cases}$$

2、系统运行指标

（1）L_s与 L_q

$\because L_s$表示系统中的平均顾客数，由期望定义，

$$\therefore L_s = \sum_{n=0}^{\infty} np_n = \sum_{n=0}^{\infty} n\rho^n(1-\rho) = \rho(1-\rho)\sum_{n=1}^{\infty} n\rho^{n-1}$$

$$= \rho(1-\rho)\sum_{\mathrm{n=1}}^{\infty}\frac{\mathrm{d}\rho^{\mathrm{n}}}{\mathrm{d}\rho} = \rho(1-\rho)\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\rho}\sum_{n=0}^{\infty}\rho^n$$

$$= \rho(1-\rho)\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\rho}\frac{1}{1-\rho} = \rho(1-\rho)\frac{1}{(1-\rho)^2}$$

$$= \frac{\rho}{1-\rho} = \frac{\lambda}{\mu-\lambda}$$

$$L_q = \sum_{n=1}^{\infty}(n-1)P_n = \sum_{n=0}^{\infty} nP_n - \sum_{n=1}^{\infty} P_n = L_s - (1-P_0)$$

$$= L_s - \rho$$

其中$\rho = \dfrac{\lambda}{\mu} < 1$。

（2）W_s与W_q

首先可证，逗留时间W服从参数为$\mu-\lambda$的负指数分布，而负指数分布的均值等于其参数的倒数，故平均逗留时间

$$W_s = \frac{1}{\mu-\lambda}$$

平均等待时间等于平均逗留时间减去平均服务时间，即

$$W_q = W_s - \frac{1}{\mu}$$

$$L_s = \lambda W_s \qquad L_q = \lambda W_q \qquad L_s - L_q = \frac{\lambda}{\mu} \qquad W_s - W_q = \frac{1}{\mu}$$

附录 3 Eviews 模型 2

3.1 平稳性检验

采用单位根检验的方式，以最终确定其平稳性。

由 P 值可知，我们拒绝原假设，说明序列没有单位根，即序列平稳。

Null Hypothesis: DYU3 has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 16 (Automatic - based on SIC, maxlag=16)

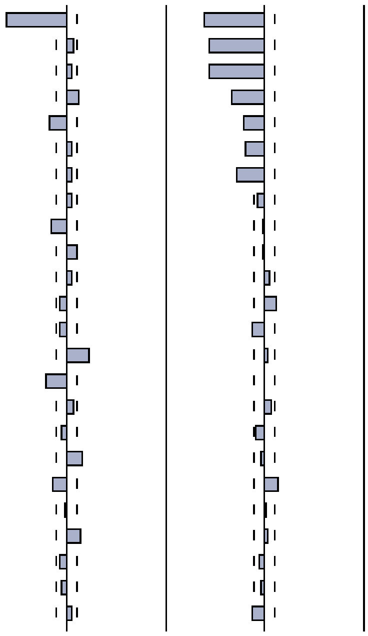
		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-12.24507	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.449164	
	5% level	-2.869726	
	10% level	-2.571200	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

3.2 纯随机性检验

计算零均值化后序列的自相关函数（ACF）和偏自相关函数（PACF），结果如下图。

Date: 05/02/16 Time: 16:24
Sample: 2001 2454
Included observations: 361



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.638	-0.638	148.38	0.000
		2	0.069	-0.572	150.11	0.000
		3	0.064	-0.581	151.63	0.000
		4	0.116	-0.339	156.59	0.000
		5	-0.183	-0.214	168.86	0.000
		6	0.046	-0.201	169.63	0.000
		7	0.047	-0.280	170.45	0.000
		8	0.054	-0.078	171.55	0.000
		9	-0.170	-0.018	182.32	0.000
		10	0.109	-0.022	186.72	0.000
		11	0.042	0.049	187.36	0.000
		12	-0.069	0.130	189.16	0.000
		13	-0.082	-0.116	191.68	0.000
		14	0.238	0.029	213.13	0.000
		15	-0.213	-0.001	230.35	0.000
		16	0.078	0.074	232.66	0.000
		17	-0.055	-0.093	233.80	0.000
		18	0.156	-0.029	243.12	0.000
		19	-0.155	0.138	252.29	0.000
		20	-0.024	0.023	252.52	0.000
		21	0.152	0.028	261.44	0.000
		22	-0.075	-0.052	263.64	0.000
		23	-0.059	-0.045	264.98	0.000
		24	0.047	-0.139	265.86	0.000

由于 P 值小于 0.05，因此拒绝序列是白噪声的原假设，即序列为非白噪声。

3.3 模型的识别与参数估计

Dependent Variable: DYU3
Method: Least Squares
Date: 05/02/16 Time: 21:32
Sample (adjusted): 2007 2364
Included observations: 358 after adjustments
Convergence achieved after 4 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.028981	0.578352	-0.050110	0.9601
AR(1)	-1.352610	0.042852	-31.56492	0.0000
AR(2)	-1.177394	0.055655	-21.15508	0.0000
AR(3)	-0.594533	0.042864	-13.87005	0.0000

R-squared	0.744357	Mean dependent var	-0.173184
Adjusted R-squared	0.742191	S.D. dependent var	88.89126
S.E. of regression	45.13445	Akaike info criterion	10.46828
Sum squared resid	721139.8	Schwarz criterion	10.51164
Log likelihood	-1869.822	Hannan-Quinn criter.	10.48552
F-statistic	343.5820	Durbin-Watson stat	2.437469
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	-.27+.81i	-.27-.81i	-.81

3.4 模型的显著性检验

Date: 05/02/16 Time: 16:32
Sample: 2001 2454
Included observations: 358
Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.221	-0.221	17.656	
		2	-0.227	-0.290	36.309	
		3	-0.147	-0.317	44.202	
		4	-0.101	-0.400	47.903	0.000
		5	0.194	-0.197	61.642	0.000
		6	-0.031	-0.352	61.996	0.000
		7	0.068	-0.271	63.708	0.000
		8	0.088	-0.128	66.577	0.000
		9	-0.092	-0.132	69.681	0.000
		10	-0.095	-0.199	73.054	0.000
		11	0.030	-0.069	73.390	0.000
		12	-0.013	-0.141	73.450	0.000
		13	0.052	-0.147	74.449	0.000
		14	0.092	0.022	77.649	0.000
		15	-0.153	-0.185	86.499	0.000
		16	0.077	-0.072	88.706	0.000
		17	-0.004	-0.016	88.712	0.000
		18	0.072	0.207	90.671	0.000
		19	-0.122	0.057	96.315	0.000
		20	-0.103	0.044	100.34	0.000
		21	0.122	0.058	106.08	0.000
		22	0.016	-0.073	106.17	0.000
		23	0.067	-0.062	107.90	0.000
		24	0.033	0.060	108.32	0.000
		25	-0.047	0.098	109.16	0.000
		26	-0.158	-0.059	118.89	0.000
		27	-0.034	-0.061	119.34	0.000

由图知，残差序列是白噪声，说明模型是显著的。

附录 4 MATLAB 代码

1．关于周五对预订人数的关系模型：

```
x=1:1:12;
f=xlsread('1.xlsx',2,'O2:O13');
cftool;
```

a1 = 645.5
b1 = 0.3231
c1 = -0.7118
a2 = 284.9
b2 = 0.8317
c2 = 4.797
a3 = 8754
b3 = 2.111
c3 = -2.697
a4 = 8812
b4 = 2.117

```
           c4 =           0.3807
f1=      a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3) + a4*sin(b4*x+c4);
x=1:0.01:12;
plot(x,f1,'k');
grid;
```

2.关于节假日对预订人数的关系模型：

```
      x=1:1:12;
      f=xlsread('1.xlsx',2,'I2:I13');
      cftool;
       a1 =       716.4
       b1 =     0.06415
       c1 =      -0.124
       a2 =       237.3
       b2 =       1.601
       c2 =      -1.242
       a3 =       151.9
       b3 =        2.36
       c3 =      -1.085
       a4 =       209.9
       b4 =        1.26
       c4 =      -3.313
f2= a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3) +
a4*sin(b4*x+c4)
x=1:0.01:12;
plot(x,f2,'k');
grid;
```

3.关于季节对预订人数的关系模型：

```
      x=1:1:12;
      f3=xlsread('1.xlsx',2,'P2:P13');
      cftool;
a1 =       716.4
       b1 =     0.06415
       c1 =      -0.124
       a2 =       237.3
       b2 =       1.601
       c2 =      -1.242
       a3 =       151.9
       b3 =        2.36
       c3 =      -1.085
       a4 =       209.9
```

```
    b4 =       1.26
    c4 =     -3.313
   y3 = a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+  a4*sin(b4*x+c4);
x=1:0.01:12;
plot(x,f3,'k');
grid;
```

4.关于历史数据与各月的关系模型：

```
     a1 =       3352
    b1 =     0.2618
    c1 =    -0.5069
    a2 =      508.3
    b2 =     0.8714
    c2 =     -1.809
    a3 =  5.643e+04
    b3 =      2.071
    c3 =     -2.514
    a4 =  5.643e+04
    b4 =      2.074
    c4 =     0.5993
 y = abs(a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+  a4*sin(b4*x+c4));
x=1:0.01:12;
plot(x,y,'k');
grid;
```

5.关于y与y1,y2,y3之间的系数拟定

```
    x = 1:12;
    a1 =      67.17
    b1 =     0.3219
    c1 =    0.01508
    a2 =      272.7
    b2 =     0.4848
    c2 =      2.966
    a3 =        233
    b3 =     0.5012
    c3 =      18.66
    a4 =      3.473
    b4 =       1.74
    c4 =      2.046
y1 =     a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+  a4*sin(b4*x+c4)
    a1 =      645.5
```

```
      b1 =      0.3231
      c1 =     -0.7118
      a2 =       284.9
      b2 =      0.8317
      c2 =       4.797
      a3 =        8754
      b3 =       2.111
      c3 =      -2.697
      a4 =        8812
      b4 =       2.117
      c4 =      0.3807
y2 =     a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+   a4*sin(b4*x+c4)
      a1 =       716.4
      b1 =     0.06415
      c1 =      -0.124
      a2 =       237.3
      b2 =       1.601
      c2 =      -1.242
      a3 =       151.9
      b3 =        2.36
      c3 =      -1.085
      a4 =       209.9
      b4 =        1.26
      c4 =      -3.313
     y3 = a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+   a4*sin(b4*x+c4);
      a1 =        3352
      b1 =      0.2618
      c1 =     -0.5069
      a2 =       508.3
      b2 =      0.8714
      c2 =      -1.809
      a3 =   5.643e+04
      b3 =       2.071
      c3 =      -2.514
      a4 =   5.643e+04
      b4 =       2.074
      c4 =      0.5993
  y = abs(a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+   a4*sin(b4*x+c4));
  t = [y1',y2',y3']
  [b,bint,r,rint,stats] = regress(y',t)
  rcoplot(r,rint)
```

6．关于对 $y'=43.8155*y1+2.5289*y2+0.6889*y3$ 的各点的验证

```
    x = 1:0.01:12;
      a1  =       67.17
      b1  =      0.3219
      c1  =     0.01508
      a2  =       272.7
      b2  =      0.4848
      c2  =       2.966
      a3  =         233
      b3  =      0.5012
      c3  =       18.66
      a4  =       3.473
      b4  =        1.74
      c4  =       2.046
y1 =      a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+   a4*sin(b4*x+c4)
      a1  =       645.5
      b1  =      0.3231
      c1  =     -0.7118
      a2  =       284.9
      b2  =      0.8317
      c2  =       4.797
      a3  =        8754
      b3  =       2.111
      c3  =      -2.697
      a4  =        8812
      b4  =       2.117
      c4  =      0.3807
y2 =     a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
+   a4*sin(b4*x+c4)
      a1  =       716.4
      b1  =     0.06415
      c1  =      -0.124
      a2  =       237.3
      b2  =       1.601
      c2  =      -1.242
      a3  =       151.9
      b3  =        2.36
      c3  =      -1.085
      a4  =       209.9
      b4  =        1.26
      c4  =      -3.313
    y3 = a1*sin(b1*x+c1) + a2*sin(b2*x+c2) + a3*sin(b3*x+c3)
```

```
+   a4*sin(b4*x+c4);
     a=43.8155
     b=2.5289
     c=0.6889
     y = abs(a*y1+b*y2+c*y3)
     plot(x,y,'k');
     grid;
```

参考文献

[1]基于排队论的的方特欢乐世界主题公园容量研究 张影莎
[2]基于单步协调控制的大型游乐场游客智能导览系统的建模与仿真 郑天翔