

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.06.002

基于排队论的终端区航班进场时间预测

赵焜飞¹, 乔晓莹²

(1. 中国民航大学空中交通管理学院, 天津 300300; 2. 中国民用航空局空中交通管理局航行情报服务中心, 北京 100102)

摘要: 为了提高终端区航班运行效率, 本文将基于排队模型对终端区航班进场时间进行预测, 以便尽早发现进场时间过长、进场效率低的航班, 从而提前采取应对措施, 确保航班正常运转。以天津滨海国际机场为例的研究结果表明, 终端区内航班到达规律服从泊松分布, 服务时间服从 Gamma 分布, 本文建立的一般服务时间 M/G/1 排队模型能较好地预测航班进场时间, 以 15 min 为单位的终端区航班进场时间预测的平均绝对误差在 1 min 左右。本文所建排队模型通过抓住进场交通流的整体流动特征来对进场时间进行预测, 降低了现有模型难度, 预测结果可以为改善管制工作带来更直接的指导建议。

关键词: 终端区; 排队模型; 进场时间预测; 预计到达时间; M/G/1 排队模型

中图分类号: V355 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2021)06-0839-08

Arrival Time Prediction of Flights in Terminal Area Based on Queuing Theory

ZHAO Yifei¹, QIAO Xiaoying²

(1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 2. Aeronautical Information Service Center, Air Traffic Management Bureau, Civil Aviation Administration of China, Beijing 100102, China)

Abstract: In order to improve the operation efficiency of flights in the terminal area, this paper predicts the arrival time of flights in the terminal area based on the queuing model, so as to find out the flights with too long arrival time and low arrival efficiency, and take countermeasures in advance to ensure the normal operation of flights. Taking Tianjin Binhai International Airport as an example, the research results show that the arrival discipline of flights in the terminal area obeys the Poisson distribution, and the service time obeys the Gamma distribution. The general service time M/G/1 queuing model established in this paper can predict flight arrival time well. The mean absolute error (MAE) of the terminal area flight arrival time prediction in units of 15 min is about 1 min. The queuing model built in this paper predicts the arrival time by grasping the overall flow characteristics of the arrival traffic flow, which reduces the difficulty of the existing model, and the prediction results can bring more direct guidance and suggestions for improving the control work.

Key words: terminal area; queuing model; prediction of arrival time; expected arrival time; M/G/1 queuing model

环绕大型枢纽机场的终端区, 是降落航班的汇聚点也是起飞航班的发散点, 交通密集, 交通态势复杂^[1]。由于空域容量与交通流量失衡所导致的

终端区空域拥堵和航班延误问题越发严重^[2]。当起降航班量超过终端区的可用空域容量时, 终端区内及周围空域中就会出现大量盘旋等待航班, 与进

收稿日期: 2020-09-05; **修订日期:** 2020-10-03

作者简介: 赵焜飞, 男, 博士, 教授, 博士生导师。中组部“万人计划”科技领军创新人才、科技部中青年科技创新领军人才、民航科技创新领军人才、民航科技重点领域创新团队负责人。研究方向: 通航运行与无人机管控、城市空中交通。主持多项国家 863 重点课题、国家自然科学基金、国家重点研发计划项目等科研项目, 荣获省部级科技进步奖 9 项。

通信作者: 赵焜飞, E-mail: yifei6666@sina.com。

引用格式: 赵焜飞, 乔晓莹. 基于排队论的终端区航班进场时间预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(6): 839-846. ZHAO Yifei, QIAO Xiaoying. Arrival time prediction of flights in terminal area based on queuing theory[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(6): 839-846.

离场航班相互影响,造成巨大的安全风险。与此同时,终端区高密度交通流也会给空中交通管制员带来巨大工作负荷,管制员不得不对外发出流量控制,限制机场起飞航班数量和外部空域进入终端区航班数量,由此造成更大范围的航班延误。

终端区进场时间预测作为交通管理的前提和基础,一直是空管领域国内外研究的重点。对该问题最早的研究思路是借助航空器运动学模型或者统计规律对进场时间做出预测。1999年,Fablec等^[3]利用神经网络,基于机型和高度限制对进场航迹进行预测。2013年,Hamed等^[4]使用回归统计算法进行航迹预测,与基于质点模型的航迹预测结果比较表明:回归统计算法的航迹预测结果更为准确。2014年,Tastambekov等^[5]使用局部线性函数回归算法,在仅考虑历史雷达轨迹而不使用任何物理参数或航空参数的情况下对中短期的航迹进行预测。2014年,张军峰等^[6]基于航空器性能数据,采用航空器意图模型与航空器动力和运动学模型相结合的方法对进场航迹进行预测。在单机航迹解算基础上,2015年,Hong等^[7]引入聚类算法结合概率信息来预测航空器的进场时间。机器学习算法兴起后,也很快应用于该问题研究。2015年,陈强等^[8]使用径向基函数神经网络构建航空器进场参数与进场飞行时间的映射关系,基于正交最小二乘算法构建并训练径向基函数神经网络,对终端区航班进场飞行时间进行预测。2016年,郑志祥等^[9]从影响航空器飞行时间的因素出发,采用随机森林算法构建航空器到达时刻预测模型,从而实现了对航班到达时刻的预测。2018年,李阳等^[10]基于航迹数据,使用最小二乘支持向量机方法,建立航班进场时间预测模型,以咸阳机场为例的研究结果表明,预测结果的均方根误差可控制在11 s。

上述研究普遍基于单机航迹分析,虽然取得了较大进展,但从交通流管控角度看,仍然存在较大改进空间。例如:数据处理量和计算量较大;当天气、军航活动等不确定性情况出现时,数据较为分散。事实上,从交通流管控角度看,掌握进场交通流整体规律,提供平均进场时间更为直接、有效。此外,基于数据方法获得的模型适用性较差,面临新的终端区和运行环境其适用性是值得商榷的。

针对这些不足,从交通流管控角度,本文将提出基于排队论的航班进场时间预测模型,抓住进场交通流的整体流动特征,如终端区排队长度和终端区内的平均飞行时间,以及对应的管制工作负荷水平。基于这一模型,不仅有望降低现有模型难度,而且可以为改善管制工作带来更直接的指导建议。

1 问题描述

排队论^[11]是由丹麦数学家Erlang创立的,经过几十年的发展,排队论的理论基础日渐完善,当前广泛应用于交通系统及其他服务系统。民航作为交通系统的一部分,排队论自然也可以应用于该领域。解决排队问题的目的是:研究系统运行效率、评估系统服务质量、确定系统参数最优值以及研究系统改进措施等^[12]。当顾客的到达率大于服务率时,就会出现排队现象。排队系统的一般模型如图1所示。

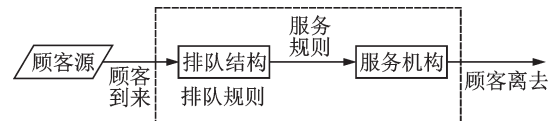


图1 排队系统的一般模型

Fig.1 General model of queuing system

如图1所示,顾客从顾客源出发,到达服务机构前需排队等待接受服务,服务完成后离开。概括来看排队系统由3个基本部分组成:(1)到达过程;(2)排队规则;(3)服务机构。到达过程指顾客是按什么样的规律到达排队系统;排队规则指到达服务机构的顾客如何进行排队;服务机构指包括服务台数量、服务方式及服务时间分布在内的服务台情况。在航空运输过程中有多个航班进离场时,终端区通常就会有排队现象的产生。因此,可以将终端区视为一个排队系统。终端区航班进场的示意图如图2所示。

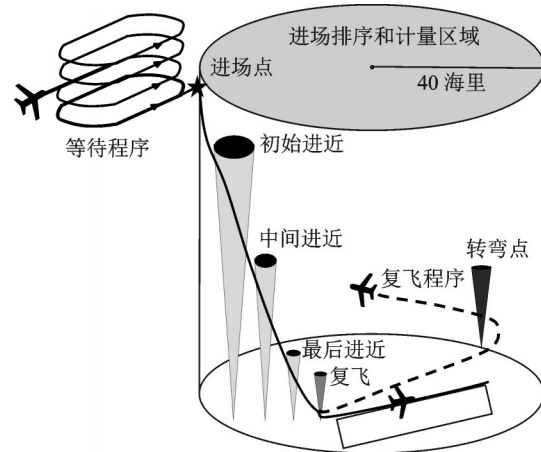


图2 终端区航班进场的示意图

Fig.2 Schematic diagram of flight arrival in terminal area

航班在脱离航路后首先需要理顺航路与进近的关系,通过调整高度、速度对准进场点。当进场航班量过大时,后续航班需要执行等待程序排队进场,此时在进场排序和计量区域(Arrival sequencing and metering area, ASMA)边界的进场点就会形成等待队列。这里可以将进场航班作为顾客源,航班到达ASMA区域边界进场点的过程为输入过程。航班从进场点进场后沿着进场程序飞向起始

进近定位点 (Initial approach fix, IAF), 并通过调整外形、减小速度到达中间进近定位点 (Intermediate approach fix, IF), 最终在最后进近定位点 (Final approach fix, FAF) 对准着陆航迹进行着陆。这里可以将 ASMA 区域边界进场点到跑道的空域作为服务台, 按照先到先服务的原则为进场航班提供服务, 航班从进场点进场至从跑道离开所经历的时间为服务时间。此外, 当驾驶员认为不能安全着陆时, 需要在复飞进近点 (Missed approach point, MAPT) 进行复飞, 航班上升到复飞程序公布的转弯点 (Turning point, TP) 后可转向指定的航向或位置。需要注意的是, 本文的排队模型暂且不考虑复飞航班。

为了简化分析, 本文将终端区航班进场过程建模为一个单队-单服务台的排队系统。如图 3 所示, 航班在 40 海里的 ASMA 区域边界进行排队, 等待接受从 ASMA 区域边界到跑道的引导服务。快速准确的终端区航班进场时间预测, 可以帮助空中交通管制员尽早发现进场时间变长、进场效率降低的航班, 从而提前制定应对措施, 及时加以改进。

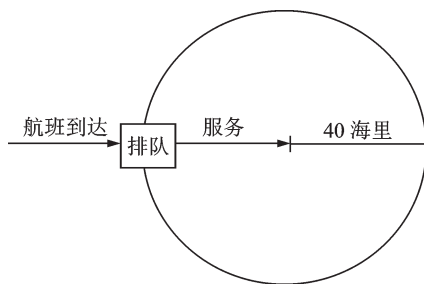


图 3 终端区排队系统简化图

Fig.3 Simplified diagram of terminal area queuing system

本文对终端区航班排队进场时间预测模型做出以下假设:

- (1) 航班总体无限, 单个到达且相互独立;
- (2) 终端区采用等待制排队规则;
- (3) 终端区排队系统的容量无限;
- (4) 终端区为单队-单服务台模式;
- (5) 航班到达排队队列后, 终端区服务机构以先到先服务的方式提供服务。

基于上述假设, 图 4 展示了终端区航班进场时间预测计算过程。

终端区航班进场时间预测详细步骤如下:

步骤 1 数据处理与选取。筛选有效的航班进场数据, 选择高峰时段进场航班数据进行分析。

步骤 2 确定航班到达规律分布。泊松流是排队论中一种常用来描述顾客到达规律的特殊的随机过程^[13]。当满足下列 3 个条件时, 就可以认为顾客的到达形成泊松流: (1) 在不重叠的时间区间内顾客到达数是相互独立的; (2) 在充分小的 Δt 时

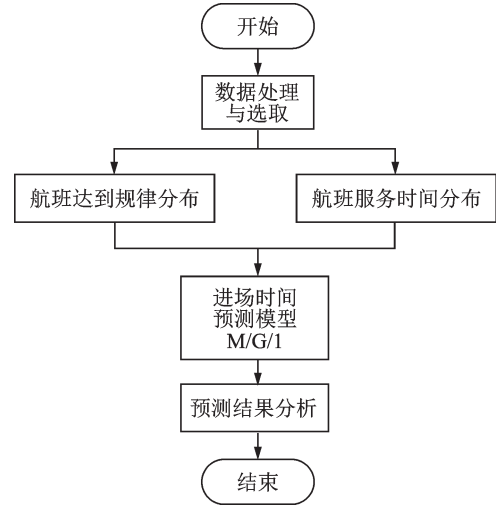


图 4 终端区航班进场时间预测计算过程

Fig.4 Calculation process of flight arrival time prediction in terminal area

间区间内有 1 个顾客到达的概率与 t 无关, 而与区间长度 Δt 成正比; (3) 对于充分小 Δt , 在时间区间 $[t, t + \Delta t)$ 内有 2 个或 2 个以上顾客到达的概率极小。若满足上述条件, 则在长度为 t 的时间内到达 n 个顾客的概率就服从泊松分布 (Poisson distribution), 其概率密度函数为: $P_n(t) = \frac{\lambda t^n}{n!} e^{-\lambda t}, t > 0, n = 0, 1, 2, \dots$ 。

步骤 3 确定航班服务时间分布。通常服务时间是一个随机变量, 其概率分布有定长分布、负指数分布、 K 阶爱尔朗分布和一般分布。在一般分布中, 伽玛分布 (Gamma distribution) 是排队论中一种重要的分布^[14]。Gamma 分布的概率密度函数为: $f(t, \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\beta t}, t > 0$ 。

步骤 4 建立预测模型。基于航班到达规律分布和服务时间分布, 选择适用的排队模型来建立终端区航班进场时间预测模型。

步骤 5 分析所建模型的预测效果。将进场航班数据分为训练集和测试集, 用训练集获得模型参数, 用测试集进行测试, 得到预测误差。

2 数据选取

本文将以天津滨海国际机场终端区为例, 建立排队模型对航班进场时间进行预测, 使用的数据为广播式自动相关监视 (Automatic dependent surveillance-broadcast, ADS-B) 数据。将 ADS-B 数据与飞行计划 (Flight plan, FPL) 数据进行匹配, 选取天津滨海国际机场 2017 年 8 月的进场航班数据作为研究数据。此外, 由于排队大多发生在高峰期, 为找到高峰时段, 本文以航班进入 40 海里 ASMA

区域边界的时间作为开始进场时间,统计了8月31天中以1 h为单位的各时间段的进场航班总数,如图5所示。

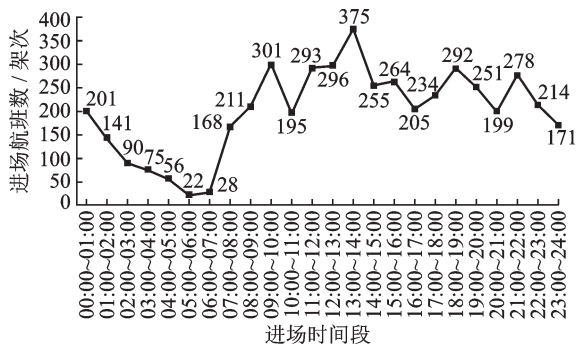


图5 2017年8月天津机场各时段累计进场航班数

Fig.5 Cumulative number of arrival flights at Tianjin Airport in each period in August 2017

在8月的31天中,不同时间段的累计进场航班数差别较大。05:00~06:00时段31天累计进场航班数最少,只有22架次,平均每天该时段进场航班小于1架次。13:00~14:00时段的累计进场航班数量高达375架次,为累计进场航班数最高的时段。本文最终选取高峰时段12:00~14:00的航班数据进行航班进场时间预测分析,并以15 min为单位将该时间段划分为8个更小的时间段。在8月的31天中,以15 min为单位的高峰时间段的累计进场航班数如图6所示。

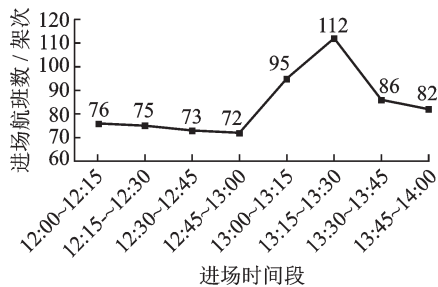


图6 2017年8月以15 min为单位的高峰时段累计进场航班数

Fig.6 Cumulative number of arrival flights during peak hours at an interval of 15 min in August 2017

由图6可见,以15 min为单位,所选高峰时段12:00~14:00的31天累计进场航班数均在72架次以上。其中,13:15~13:30时段的31天累计进场航班数高达112架次,相当于在一天中的该时段,15 min进场约3.6架次。2017年全国民航航班运行效率报告中公布的天津机场小时容量为31架次/h^[15],相当于进场容量为15.5架次/h,若以15 min为单位,则进场容量为3.8架次/15 min。可见,高峰时段13:15~13:30的进场航班数已十分接近天津机场的进场容量。

3 排队论模型

3.1 航班到达规律分布

对于终端区排队系统,航班到达40海里的ASMA区域边界的过程为输入过程,在该过程中航班的到达是单个到达且相互独立的;航班的到达数只与时间区间的长短有关;并且在充分小的时间间隔内两个或两个以上航班同时到达进场排队队列的概率极小。可见,航班到达满足泊松流的3个条件。因此,本文以高峰时段13:15~13:30的进场航班数据为例,对航班的到达规律进行Poisson分布拟合,使用样本数据对未知参数进行估计,并进行卡方(χ^2)^[16]检验判断进场航班的到达是否服从Poisson分布。表1给出了13:15~13:30时段航班到达数的统计,图7给出了航班到达规律Poisson分布的拟合。

表1 13:15~13:30时段航班到达数的统计

Table 1 Statistics of flight arrivals during 13:15—13:30

航班到达数 N	频数	频率
0	1	0.03
1	2	0.06
2	4	0.13
3	7	0.23
4	7	0.23
5	6	0.19
6	2	0.06
7	2	0.06
合计	31	1.00

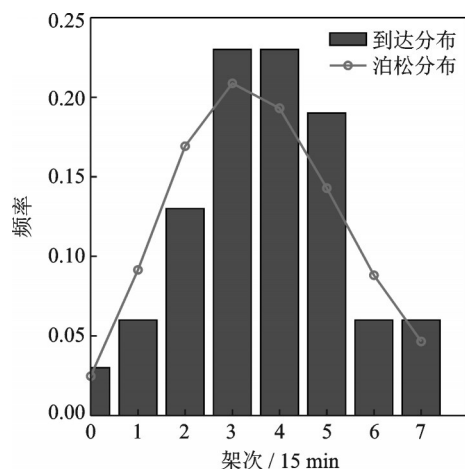


图7 航班到达规律Poisson分布拟合

Fig.7 Poisson distribution fitting of flight arrival

如图7所示,直观上看以15 min为单位的航班到达规律基本符合Poisson分布。为了准确证实以15 min为单位的航班到达规律是否服从Poisson分布,需要进一步进行卡方检验,所以进行如下假设。

H_0 : 15 min 时段到达航班数服从 Poisson 分布;

H_1 : 15 min 时段到达航班数不服从 Poisson 分布。

Poisson 分布的概率密度函数为: $f(X=x) = \frac{\lambda^x \cdot e^{-\lambda}}{x!}$, 式中 λ 是未知数。如果假设为真时, 可以根据航班样本数据估计 λ 。由表 1 的数据可得在 31 天中该时段的平均进场航班数, 即 $\lambda_{\text{样本}} = \frac{0 \times 1 + 1 \times 2 + 2 \times 4 + 3 \times 7 + 4 \times 7 + 5 \times 6 + 6 \times 2 + 7 \times 2}{31} \approx 3.7$ 。

使用 $\lambda_{\text{样本}}$ 作为 λ 的估计值, 即可得到 H_0 为真的概率密度函数 $f(X=x) = \frac{3.7^x \cdot e^{-3.7}}{x!}$ 。卡方统计量计算过程如表 2 所示。

表 2 卡方统计量计算过程

Table 2 Chi-square statistics calculation process

航班到达数 x_i	为真时的概率 $f(X=x_i)$	实际频数 n_i	期望频数 $e_i = n \times f(X=x_i)$	$\frac{(n_i - e_i)^2}{e_i}$
0	0.024 7	1	0.765 7	0.071 7
1	0.091 5	2	2.836 5	0.246 7
2	0.169 2	4	5.245 2	0.295 6
3	0.208 7	7	6.469 7	0.043 5
4	0.193 1	7	5.986 1	0.171 7
5	0.142 9	6	4.429 9	0.556 5
6	0.088 1	2	2.731 1	0.195 7
7	0.046 6	2	1.444 6	0.213 5
≥ 8	0.035 2	0	1.091 2	1.091 2
合计	1	31	31	2.886 1

可见, 卡方统计量为 $\chi^2 = \sum_{i=1}^9 \frac{(n_i - e_i)^2}{e_i} = 2.886 1$ 。根据 Pearson 定理, 卡方统计量服从自由度为 $k-r-1$ 的卡方分布。其中 k 为类别的个数, r 为估计的总体参数的个数。本文中 $k=9, r=1$ (只估计了一个参数 λ), 所以自由度为 7。于是, 当 $\alpha=0.05$ 时, 查表得 $\chi_{0.05}^2(7) = 14.07$ 。对于样本的卡方值, 因为 $\chi^2 < \chi_{0.05}^2(7)$ 落在接受域中, 故接受 H_0 , 拒绝 H_1 , 即该终端区内以 15 min 为单位的进场航班数服从 Poisson 分布。

3.2 航班服务时间分布

航班的服务时间为航班进入终端区服务系统 40 海里 ASMA 区域边界到着落所经历的时间。同样, 以 13:15~13:30 时段的航班数据为例, 对航班的服务时间进行 Gamma 分布拟合。采用极大似然估计法^[17]对 Gamma 分布参数进行估计, 得到 $\alpha=18.985 5, \beta=6.423 8$ 。图 8、9 分别为服务时间 Gamma 分布拟合、服务时间和 Gamma 分布累积概率图。

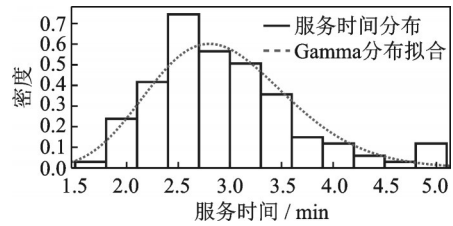


图 8 服务时间 Gamma 分布拟合

Fig.8 Gamma distribution fitting of service time

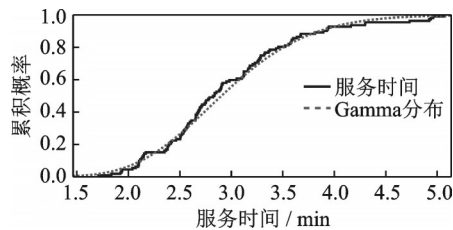


图 9 服务时间和 Gamma 分布的累积概率

Fig.9 Cumulative probability of service time and Gamma distribution

如图 9 所示, 服务时间和 Gamma 分布的累积概率曲线较为一致, 在一定程度上说明对服务时间进行 Gamma 分布拟合是合理的。为了进一步验证服务时间是否服从 Gamma 分布, 同样需进行卡方检验。根据估计的参数 $\alpha=18.985 5$ 和 $\beta=6.423 8$, 得到 Gamma 分布的概率密度函数为 $f(t) = \frac{6.423 8^{18.985 5}}{\Gamma(18.985 5)} t^{18.985 5-1} e^{-6.423 8t}, t > 0$ 。对 Gamma 分布的卡方检验方法与上述 Poisson 分布卡方检验方法一致, 只是在 Gamma 分布中估计了两个参数 α 和 β , 因此自由度为 $k-r-1=13-2-1=10$ 。于是, 当 $\alpha=0.05$ 时, $\chi_{0.05}^2(10) = 18.307 > \chi^2 = 7.043$, 可以认为该时段内进场航班的服务时间服从 Gamma 分布。

3.3 进场时间预测模型

基于本文的假设和前面章节对航班到达规律分布及服务时间分布的分析, 将采用一般服务时间 M/G/1 排队模型^[18]来建立终端区航班进场时间预测模型, 即航班输入过程服从 Poisson 分布, 航班的服务时间服从一般分布, 终端区为单服务台排队服务系统, 终端区的容量无限, 进场航班数目无限。

在一般服务时间 M/G/1 模型中, 到达过程假设为泊松过程, Pollaczek-Khinchine 公式提供了稳定状态下系统中队列长度 (L_s) 的表达式

$$L_s = \rho + \frac{\rho^2 + \lambda^2 \text{Var}[T]}{2(1-\rho)}$$

式中: ρ 为服务器的服务强度; $\text{Var}[T]$ 为服务时间的方差。

让 λ 表示为单位时间内到达的顾客数, 进一步

可得到顾客在系统中的逗留时间(W_s)的表达式为

$$W_s = \frac{L_s}{\lambda} = \frac{1}{\lambda} \cdot \left[\rho + \frac{\rho^2 + \lambda^2 \text{Var}[T]}{2(1-\rho)} \right]$$

最终,航班预计到达时间(T_{Arrival})可表示为

$$T_{\text{Arrival}} = T_{\text{ASMA}} + W_s(t) = T_{\text{ASMA}} + \frac{1}{\lambda} \cdot \left[\rho + \frac{\rho^2 + \lambda^2 \text{Var}[T]}{2(1-\rho)} \right]$$

式中 T_{ASMA} 为航班到达 ASMA 区域边界的时间。

4 预测结果分析

本文使用 2017 年 8 月 1 日至 27 日 12:00~14:00 时段的实际航班运行数据作为训练集,构建终端区航班进场时间预测模型,获得模型参数的估计值。然后利用所建立的模型对 8 月 28 日至 31 日的航班进场时间进行预测,并用实际航班运行数据对预测结果进行检验。各时段的分布结果如表 3 所示。

表 3 8 月 1~27 日高峰时段航班到达分布和服务时间分布
Table 3 Distributions of flight arrivals and service time during peak hours from August 1 to 27

时段	航班到达分布	服务时间分布
(12:00~12:15]	$P(2.707)$	$G(24.791, 6.511)$
(12:15~12:30]	$P(2.781)$	$G(25.929, 7.167)$
(12:30~12:45]	$P(2.559)$	$G(19.465, 5.379)$
(12:45~13:00]	$P(2.707)$	$G(21.267, 6.115)$
(13:00~13:15]	$P(3.281)$	$G(22.012, 7.002)$
(13:15~13:30]	$P(3.639)$	$G(17.546, 6.201)$
(13:30~13:45]	$P(2.856)$	$G(23.662, 6.474)$
(13:45~14:00]	$P(2.967)$	$G(19.897, 5.871)$

不失一般性,对各时段的航班到达是否符合 Poisson 分布以及服务时间是否符合 Gamma 分布均进行了卡方检验。检验结果表明,8 月 1 日至 27 日 12:00~14:00 的 8 个时段的航班到达均服从 Poisson 分布,服务时间均服从 Gamma 分布。使用训练集来获得模型的参数,基于本文建立的预测模型对 8 月 28 日至 31 日相应时段的航班进场时间进行预测。

图 10 展示了 8 月 28 日至 31 日的航班进场时间的预测结果,可见预测的航班预计到达时间与航班实际到达时间吻合度较好。为了对预测结果进行进一步的评估,下面将具体对每一个预测日各时段航班的实际进场时间均值和预测进场时间均值进行对比分析(见图 11),并分别计算每一个预测日航班进场时间预测值与实际值的平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)。

如图 11 所示,每个预测日各个时段航班平均预测进场时间与平均实际进场时间变化趋势基本一致,大部分时段的平均预测值与平均实际值较为接近。有些时段的预测结果与实际值相差较大,可能与该时段的进场航班数较少有关。航班进场时间预测的 MAE 如表 4 所示。

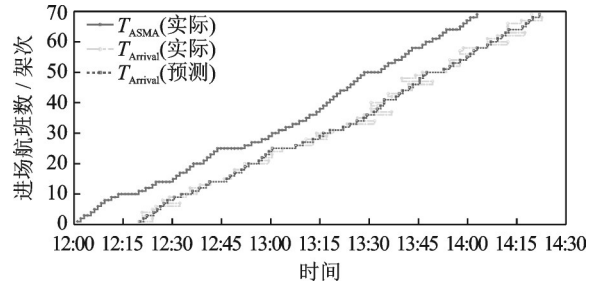
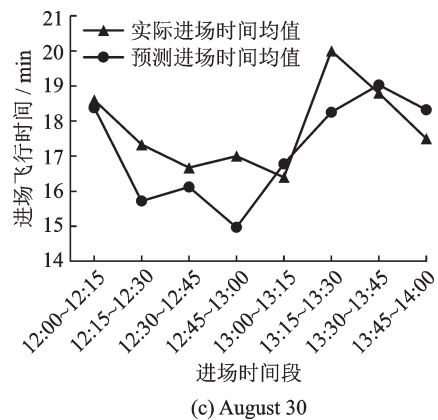
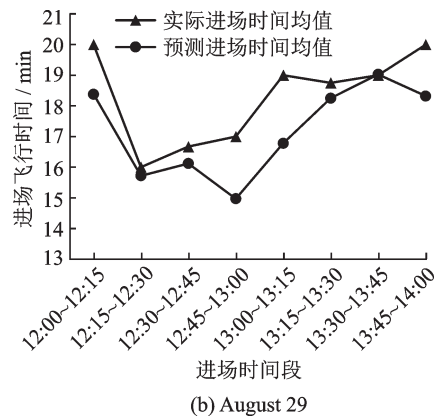
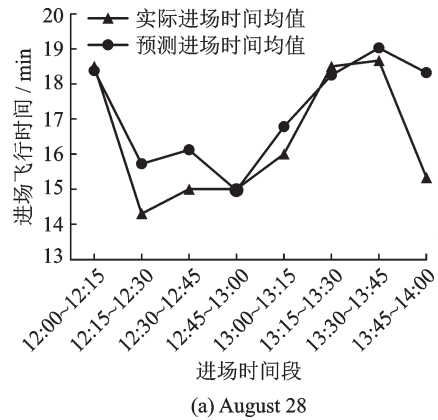


图 10 8 月 28 日至 8 月 31 日预测结果

Fig.10 Forecast results from August 28 to August 31



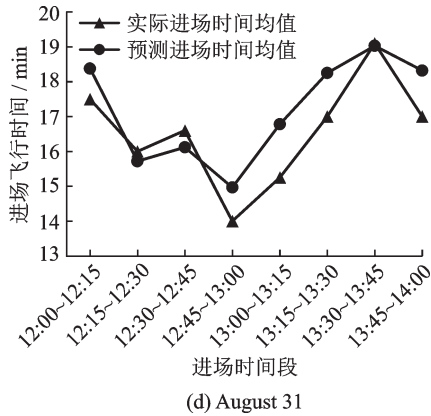


图 11 实际进场时间和预测进场时间比较

Fig.11 Comparison of actual arrival time and predicted arrival time

表 4 进场时间预测的平均绝对误差

Table 4 MAE of arrival time prediction

日期	MAE
8月28日	0.88
8月29日	1.11
8月30日	0.95
8月31日	0.85

由表 4 可见,以 15 min 为单位的高峰时段进场时间预测的平均绝对误差在 1 min 左右,表明建立的终端区航班进场时间预测模型较为可靠,预测结果较为准确。

进一步基于天津机场实际数据,提出一个针对天津机场的进场时间预测模型。首先,对以 15 min 为单位的 96 个时段模型参数进行识别,以期获得 96 个时段的航班进场时间预测值。但在实际计算过程中发现,当以 15 min 为单位的 31 天累计进场航班数小于等于 39 架次时,模型预测误差较大。考虑到这些时段的进场航班数较少,航班无须排队,可将航班进场时间用畅通进场时间近似。畅通进场时间是指在非拥挤条件下航班在 ASMA 区域的通行时间^[19],中国民用航空局在计算畅通进场时间时选取 40 海里 ASMA 区域范围内实际飞行时间的 20% 分位数^[15]。按此方法,可得天津机场的畅通进场时间为 13.13 min。另外,对以 15 min 为单位的 31 天累计进场航班数大于 39 架次的时段利用所建模型进行航班进场时间预测。然后,以 1 h 为单位对预测结果取平均值,获得天津机场以 1 h 为单位的航班进场时间预测值。最后,根据每日各时段的平均进场航班数得到与进场航班数对应的进场时间预测结果,预测结果如表 5 所示。

当管制员已知天津机场的预计小时进场航班数时,就可以根据表 5 中相应的预测值快速地预测出航班预计到达时间。虽然本文所建模型的预测

表 5 与进场航班数对应的进场时间预测结果

Table 5 Forecast results of arrival time corresponding to the number of arrival flights

进场航班数/(架次·h ⁻¹)	进场时间预测/min
[0,4)	13:13
[4,5)	14:00
[5,6)	14:38
[6,7)	15:21
[7,8)	15:30
[8,9)	15:58
[9,10)	16:05
[10,∞)	17:35

结果相比基于单机航迹的预测结果误差较大,但它大大降低了预测模型的难度,它的简单性使得笔者可以对航班进场时间进行快速预测,有助于为改善管制工作带来更直接的指导建议。

5 结 论

为实现终端区航班进场时间的快速预测,本文将终端区视为服务台、进场航班视为顾客,对终端区进场航班建立一般服务时间 M/G/1 排队模型,并以天津滨海国际机场为例,利用所建立的 M/G/1 排队模型对高峰时段终端区航班进场时间进行预测。预测结果表明,以 15 min 为单位的航班进场时间预测平均绝对误差在 1 min 左右,预测结果与实际结果较为接近。最后基于天津机场实际数据,提出一个针对天津机场的进场时间预测模型。根据预测结果,空中交通管制员可以根据预计小时进场航班数来快速预测航班预计到达时间,尽早发现进场时间过长、进场效率低的航班,从而提前采取应对措施,以确保航班的正常运转。本文所建模型降低了现有模型的难度,可以为空中交通管制员提供更好、更及时的态势感知,从而达到减轻管制员工作负荷、提高航班运行安全和终端区航班运行效率的目的。在未来如何把天气因素考虑到终端区航班进场时间预测中,以及采用其他机器学习方法构建进场时间快速预测模型,将会成为研究的重点。

参考文献:

[1] 杨开, 黄晋. 基于灰色关联模型的终端区运行效率关键指标研究[J]. 中国科技信息, 2017(17): 42-43, 15.
 YANG Kai, HUANG Jin. Research on key indexes of terminal area operation efficiency based on grey relational model[J]. China Science and Technology Information, 2017(17): 42-43, 15.

[2] 胡明华, 马园园, 田文, 等. 复杂终端区进场交通流优化排序方法研究[J]. 南京航空航天大学学报,

- 2015, 47(4): 459-466.
- HU Minghua, MA Yuanyuan, TIAN Wen, et al. Optimized sequencing and scheduling approach for arrival traffic flow at complex terminal area[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2015, 47(4): 459-466.
- [3] FABLEC Y L, ALLIOT J M. Using neural networks to predict aircraft trajectories[C]//Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence (IC-AI). Las Vegas, USA: [s.n.], 1999: 524-529.
- [4] HAMED M G, GIANAZZA D, SERRURIER M, et al. Statistical prediction of aircraft trajectory: Regression methods vs pointmass model[C]//Proceedings of the 10th USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar. Chicago, USA: [s.n.], 2013.
- [5] TASTAMBEKOV K, PUECHMOREL S, DELAHAYE D, et al. Aircraft trajectory forecasting using local functional regression in sobolev space[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 39: 1-22.
- [6] 张军峰, 蒋海行, 武晓光, 等. 基于BADA及航空器意图的四维航迹预测[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(3): 553-558.
- ZHANG Junfeng, JIANG Haixing, WU Xiaoguang, et al. Four-dimensional trajectory prediction based on BADA and aircraft intention[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2014, 49(3): 553-558.
- [7] HONG S K, LEE K J. Trajectory prediction for vectored area navigation arrivals[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2015, 12(7): 1-13.
- [8] 陈强, 张军峰, 王菲, 等. 基于OLS-RBF神经网络的进场飞行时间预测[J]. 航空计算技术, 2015, 45(4): 42-45.
- CHEN Qiang, ZHANG Junfeng, WANG Fei, et al. Arrival flight time prediction based on OLS-RBF neural networks[J]. Aeronautical Computing Technique, 2015, 45(4): 42-45.
- [9] 郑志祥, 张军峰, 朱海波. 基于随机森林的航空器到达时刻预测[J]. 航空计算技术, 2016, 46(5): 38-41.
- ZHENG Zhixiang, ZHANG Junfeng, ZHU Haibo. Arrival flight time prediction based on OLS-RBF neural networks[J]. Aeronautical Computing Technique, 2016, 46(5): 38-41.
- [10] 李阳, 聂党民, 温祥西. 基于LS-SVM的航空器进场飞行时间预测[J]. 航空计算技术, 2018, 48(3): 74-77.
- LI Yang, NIE Dangmin, WEN Xiangxi. Arrival flight time prediction based on LS-SVM[J]. Aeronautical Computing Technique, 2018, 48(3): 74-77.
- [11] 陆传赉. 排队论[M]. 北京: 北京邮电学院出版社, 1994.
- LU Chuanlai. Queuing theory[M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 1994.
- [12] 刘微, 刘志敏. 运用排队论对医院门诊收费窗口配置的量化分析[J]. 医疗卫生装备, 2009, 30(10): 87-89.
- LIU Wei, LIU Zhimin. Applying queuing theory to quantitative analysis on outpatient billing service in hospital[J]. Chinese Medical Equipment Journal, 2009, 30(10): 87-89.
- [13] 赵瑛. 关于泊松分布及其应用[J]. 辽宁省交通高等专科学校学报, 2009, 11(2): 77-78.
- ZHAO Ying. About Poisson distribution and its application[J]. Journal of Liaoning Communications College, 2009, 11(2): 77-78.
- [14] 王辉. 北京首都机场进港航班运行效率研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2018.
- WANG Hui. Study on flight efficiency of arrivals of Beijing Capital Airport[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018.
- [15] 中国民用航空局运行监控中心. 2017年全国民航航班运行效率报告[EB/OL]. (2018-03-29). <http://www.caac.gov.cn/XWZX/MHYW/201803/P020180329429997641224.pdf>.
- [16] 周步祥, 黄河, 刘治凡, 等. 基于假设检验的快速事件检测算法[J]. 工程科学与技术, 2020, 52(4): 42-48.
- ZHOU Buxiang, HUANG He, LIU Zhifan, et al. Fast event detection algorithm based on hypothesis testing[J]. Advanced Engineering Sciences, 2020, 52(4): 42-48.
- [17] THONGTEERAPARP A, VOLODIN A. Parameter estimation of the negative binomial—New weighted lindley distribution by the method of maximum likelihood[J]. Lobachevskii Journal of Mathematics, 2020, 41(3): 430-434.
- [18] 冯霞, 孟金双. 基于排队论的航班滑出时间预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48(5): 772-780.
- FENG Xia, MENG Jinshuang. Aircraft taxi-out time prediction based on queuing theory[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2016, 48(5): 772-780.
- [19] PASUTTO P, HOFFMAN E, ZEGHAL K. Vertical efficiency in descent compared to best local practices[C]//Proceedings of the 13th USA/Europe Air Traffic Management R&D Seminar. Vienna, Austria: [s.n.], 2019.