

DOI:10.16356/j.1005-2615.2016.05.021

基于排队论的航班滑出时间预测

冯霞^{1,2} 孟金双¹

(1. 中国民航大学计算机科学与技术学院, 天津, 300300;

2. 中国民航信息技术科研基地, 天津, 300300)

摘要:根据航班离港流程及滑出时间预测的问题属性,将滑出过程分解为无障碍滑行至跑道端及在跑道端排队等待起飞两个阶段。分析了进离港航班对滑出时间的影响,提出了一种场面交通状况衡量指标及基于该指标的无障碍滑出时间计算模型。并将跑道提供服务的过程建模为 M/G/1/∞ 随机服务系统,建立了基于排队论的等待起飞时间预测模型。以北京首都国际机场航班运行数据为例,使用单个航班及以 15 min 为间隔的平均滑出时间的预测准确率验证了模型的有效性,与首都机场当前的滑出时间计算模型进行对比,预测准确率显著提高。

关键词:场面交通衡量;无障碍滑出时间;滑出时间预测;M/G/1/∞

中图分类号:V351 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2016)05-0772-09

Aircraft Taxi-Out Time Prediction Based on Queuing Theory

Feng Xia^{1,2}, Meng Jinshuang¹

(1. College of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin, 300300, China;

2. Information Technology Research Base of Civil Aviation Administration of China, Tianjin, 300300, China)

Abstract: Taxi-out time prediction is an effective method for improving airport surface operational efficiency, and it is important in surface traffic management and air traffic management. The taxi-out process is divided into two phases according to the flight departure process and the characteristics of taxi-out time prediction problem. Two phases are the flight taxiing to the runway queue without any obstacles and the taxi-out delay in the queue. After analyzing the influence of departure and arrival flights on the taxi-out time, a measure index of surface traffic and an unimpeded taxi-out time calculation model is proposed. Runway service process is modeled as M/G/1/∞ random service system, and a queue time prediction model is established based on queuing theory. Finally, the predicted average taxi-out time with 15 min intervals in a day of individual flight is used to verify the accuracy of model at Beijing Capital International Airport. Moreover, a comparison with the result of calculation model of Beijing Capital International Airport shows that the proposed model performs significant improvement in prediction accuracy.

Key words: airport traffic measurement; unimpeded taxi-out time; taxi-out time prediction; M/G/1/∞

基金项目:国家自然科学基金(61502499)资助项目;中国民航科技创新引导资金项目重大专项(MHRD20140105)资助项目;中央高校科研业务经费项目(3122013C005)资助项目;中国民航大学科研启动基金(2013QD18X)资助项目;中央高校基本科研业务费中国民航大学专项(3122014D032)资助项目;中国民航信息技术科研基地开放基金课题(CAAC-ITRB-201401)资助项目;中央高校基本科研业务费面上项目(3122015D015)资助项目。

收稿日期:2015-07-01; **修订日期:**2015-09-07

通信作者:冯霞,女,教授, E-mail:xfeng@cauc.edu.cn.

引用格式: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.

日益严重的航班延误,极大地影响着机场的运营效率。在影响航班延误的众多因素中,滑行延误是非常关键的一种,但其可通过技术手段缓解^[1]。在航班推出前,若能够准确预测航班的滑出时间,有助于及时预见场面可能的拥堵情况,管理人员可以此为依据通过优化航班推出序列等方法避免场面可能的拥堵,从而缓解滑行延误;此外,准确预测航班的滑出时间有助于航空公司降低因飞机在滑行道长时间等待造成的资源浪费,有助于空管人员更好地平衡机场需求与容量,提高预计起飞时间及预计到达时间的精准性^[2]。

滑出时间是指航班从停机位滑出直至实际起飞的时间。由于滑出时间受滑行路径、跑道分配、进离港航班流量等因素的影响,及在实际运行中相关因素的不确定性,导致滑出时间预测面临很大的困难。目前,国内关于滑出时间预测的研究还比较少,相关研究主要集中在滑行路径及场面车辆调度优化等^[3-6]。从事滑出时间预测研究的主要是国外学者,研究方法主要有线性回归预测法、神经网络预测法、强化学习预测法和模糊规则法等,具有代表性的回归预测模型有 Jordan 等^[7]、Legge 等^[8]、Kistler 等^[9]及 Ravizza 等^[10]构建的预测模型。这些研究分析了影响滑出时间的若干相关因素,以滑行距离、同时段进离港航班数量等因素为自变量构建了预测模型,对场面交通管理起到了一定指导作用,但在模型中未能综合考虑相关因素对滑出时间的影响,且这类基于恒定参数的回归模型在描述机场运行复杂性与动态性方面仍存在相当大的局限性。

此外,Chatterji 等^[11]基于神经网络构建了航班滑出时间预测模型;Balakrishna 等^[12-13]将航班滑出过程建模为马尔可夫决策过程,基于强化学习算法预测滑出时间;Chen 等^[14]利用模糊规则技术对滑出时间进行了预测。相比较来讲,模糊规则预测模型预测准确率较高,但由于不同机场的差异性及复杂性,规则库的构建较为困难。基于强化学习算法的预测模型对于以 15 min 为单位的平均滑出时间预测取得了较好的效果,但未结合跑道及滑行距离等因素的影响,导致单个航班的预测准确率偏低。

Srisvastava 等^[15]将滑出过程建模为从停机位滑行至跑道端及在跑道端排队等待两个阶段,且设第

一阶段的时间(无障碍滑出时间)为固定值,利用多元线性回归法预测第二阶段的时间,对于大型机场,由于受到机场布局及滑行距离等因素的影响,设置无障碍滑出时间为固定值将会产生较大的误差。

本文基于北京首都国际机场实际运行数据,在分析及综合考虑进离港航班流量、跑道分配、滑行距离及其他随机因素等对滑出时间影响的基础上,提出一种场面交通状况的有效衡量指标以及基于该指标的无障碍滑出时间计算模型,同时将航班在跑道端等待起飞及跑道提供服务的过程建模为 $M/G/1/\infty$ 随机服务系统,构建了基于排队论的跑道端等待起飞时间预测模型,分析单个航班及以 15 min 为间隔平均滑出时间的预测准确率,并与首都机场当前的滑出时间计算模型进行对比,验证了所提模型的有效性。

1 滑出时间影响因素分析

滑行路径、跑道分配、天气、同时段进离港航班、空管不定时流控等因素都可能影响滑出时间长短,而且在实际运行中,其相关因素具有一定程度的不确定性,从而更加大了滑出时间预测的困难。影响滑出时间的主要因素具体分析如下:

(1) 滑行路径:不同的滑行路径所经过的滑行距离不同,从而导致滑出时间各异。

(2) 跑道分配:由于航班从同一停机位滑行至不同跑道所经过的滑行距离不同,导致滑出时间不同。对于多跑道机场,由于存在跑道穿越情况,因此平行/交叉跑道的进离港航班也会对当前跑道的使用造成影响。

(3) 天气:在能见度较低的情况下,航班滑行速度降低,且容易伴随禁飞、流控等情况,会延长航班滑出时间;另外,在冬季由于温度低等原因,离港航班会在起飞前增加如远程除冰等特定的作业流程,也会延长航班的滑出时间。

(4) 同时段进离港航班:在进离港高峰期,由于跑道、滑行道等资源受限,导致离港航班在滑出过程中需要等待其他航班。事实上,进离港航班流量往往是导致滑出时间延长的主要原因^[16]。

(5) 其他因素:受地面等待策略(Ground holding policy, GHP)^[17]、跑道或滑行道突然关闭及空管不定时流控等因素的影响,滑出时间也会发生较大波动。

2 滑出时间预测模型

2.1 滑出时间构成

离港航班的滑出过程可以分为两个阶段:航班从停机位滑行至跑道端和航班在跑道端排队等待至起飞。在航班正常滑出过程中,滑出时间波动较大主要是受跑道资源限制,航班需要在跑道端排队等待起飞,而在从停机位滑行至跑道端的过程中,航班间彼此影响很小^[16]。因此,本文研究滑出时间预测,基于如下假设:

(1) 航班从停机位滑行至跑道端的过程为无障碍滑行。

(2) 航班按航班计划推出(即不存在推出延误)。

由此,滑出时间($T_{\text{taxi-out}}$)就可以表示无障碍滑出时间($T_{\text{unimpeded}}$)与等待起飞时间(T_{queue})之和,即

$$T_{\text{taxi-out}} = T_{\text{unimpeded}} + T_{\text{queue}} \quad (1)$$

式中:无障碍滑出时间是指航班在无拥堵、无恶劣天气等理想运行环境下从停机位滑行至跑道端所需时间^[18]。

2.2 无障碍滑出时间计算

2.2.1 问题分析

离港航班在无障碍滑出时,由于滑行速度、滑行路径、使用跑道、不同机型的回推暂停间歇时间、飞行员的控制情况及空管人员指挥习惯等影响因素的不同,导致其滑出时间波动很大^[18]。对于大型机场,从不同停机位滑行至跑道端的滑行距离差异更大从而导致航班无障碍滑出时间差异也更大。

本文研究由任一停机位滑行至任一跑道的无障碍滑出时间,主要思路如下:

(1) 将航班按停机位临近、滑行路径一致的原则进行分组,详见 2.2.3 节。

(2) 基于回归分析,研究遴选有效衡量指标,以衡量场面交通情况,详见 2.2.4 节。

(3) 以组为单位,分析拥堵值。定义拥堵值为离港航班在滑出过程中不受其他航班影响的有效衡量指标临界值,计算方法见 2.2.5 节。

(4) 以组为单位,计算平均无障碍滑出时间,具体计算方式见 2.2.6 节。

2.2.2 实验数据

本文实验数据为北京首都国际机场 2013 年全年航班实际运行数据,具体属性值包括:进出港名称、跑道代码、停机位、航班实际起飞时间、航班实际降落时间及撤轮挡时间,滑出时间为航班实际起

飞时间与撤轮挡时间之差。为了保证实验顺利进行,首先对航班实际运行数据进行预处理工作,具体如下:

(1) 去除重复记录。由于同一跑道,在某一时间只能有一个航班起飞或降落,因此,数据集中跑道代码相同、航班实际起飞时间相同或跑道代码相同、航班实际降落时间相同的记录只保留一条,其余记录视为异常数据。

(2) 去除所有滑出时间取值异常的离港航班数据。考虑到航班回推暂停间歇时间及航空器故障、人为原因等因素对滑出过程的影响,根据 3σ 准则,删除滑出时间与平均滑出时间相差超过两倍标准差的航班记录,即滑出时间满足条件: $\bar{T}_{\text{taxi-out}} - 2\sigma \leq T_{\text{taxi-out}} \leq \bar{T}_{\text{taxi-out}} + 2\sigma$ 。

此时,数据集中包含滑出时间取值在合理范围内的离港航班数据及全部进港航班数据,称该数据集为 $D1$;

(3) 从数据集 $D1$ 中剔除实际起飞时间、撤轮挡时间、跑道代码或停机位等关键字段取值为空的离港航班记录,记为数据集 $D2$ 。

2.2.3 航班分组

由于相邻停机位的航班滑行路径相似、滑行距离也几乎一样,因此按照停机位位置对数据集 $D2$ 中的离港航班进行分组,以组为单位分析计算航班无障碍滑出时间。以 36R 跑道为例,2013 年使用 36R 跑道离港的航班共使用了 289 个停机位,文中将这些航班分成 43 组,图 1 是组编号为 23 的航班滑行至 36R 跑道的滑出路径示意图(停机位编号为 464~466,406~407)。

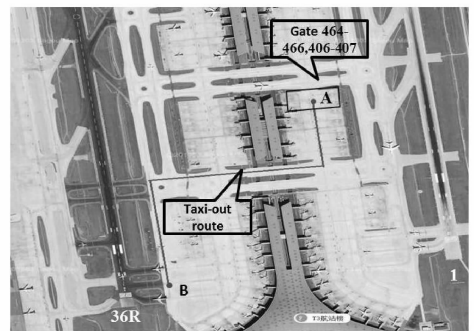


图1 航班按停机位分组示意

Fig.1 Grouping flights according to gate

2.2.4 场面交通情况有效衡量指标遴选

航班滑出期间机场场面的交通主要由滑行期间起降航班、推出时正在滑行的航班及滑行期间推出的航班组成。为了衡量场面交通情况,本文定义 4 种不同的衡量指标并使用回归分析法分析这些

指标与滑出时间的相关性,以遴选最有效指标,4种衡量指标定义如下:

(1) 滑出期间使用同一跑道的起飞航班数(N_t)。

(2) 滑出期间使用同一跑道的起飞+降落航班数(N_{t+a})。

(3) 航班推出时刻场面正在滑行航班数+滑出期间推出航班数(N_{s+p})。

(4) 航班推出时刻场面正在滑行航班数+滑出期间推出航班数+同一跑道降落航班数(N_{s+p+a})。

对于数据集 $D2$ 中的任一离港航班,利用数据集 $D1$ 分别计算上述 4 种指标。由于数据集 $D1$ 中存在一些跑道代码为空的起降航班数据,直接删除这些数据会使计算样本过少,但如果此类数据过多,会使计算结果偏移过大。为了消除此类影响,本文进行了多次回归性分析实验,结果表明,若某航班滑出过程中跑道代码为空的起降航班数大于 7,则会对实验结果造成较大影响,因此,对于数据集 $D2$ 中的航班,剔除滑出过程中跑道代码为空的起降航班数大于 7 的离港航班数据。例如,利用数据集 $D1$ 计算航班 F 的 N_t ,航班 F 来自数据集 $D2$,若所得结果中包含跑道为空的起飞航班个数大于 7,则从数据集 $D2$ 中删除航班 F 。

以组为单位,分别计算其滑出时间与指标 N_t , N_{t+a} , N_{s+p} , N_{s+p+a} 的相关系数,图 2 给出了随机选取的 5 组数据的分析结果。从图 2 可以看出:(1)5 组航班表现基本一致, N_{t+a} 与滑出时间的相关性远大于其余 3 个指标,且相关系数均接近或大于 0.8;(2)与 N_t , N_{s+p} 相比, N_{t+a} , N_{s+p+a} 与滑出时间的相关性更大,这说明与当前离港航班使用同一条跑道的进港航班也会使地面发生拥堵,对其滑出时间造成较大影响;(3) N_{s+p+a} 在一定程度上反映了场面拥堵情况,但并不是场面上所有的航班都会对当前离港航班造成影响,那些滑行路径与当前航班滑行路径无交叉的航班,对当前航班滑出时间几乎无影响,因此, N_{s+p+a} 并不是最合适的评价指标。

不失一般性,以组编号为 20 的航班为例(停机位编号为 455~458,408~410),图 3 分别给出了其航班滑出时间与 N_t , N_{t+a} , N_{s+p} , N_{s+p+a} 的相关性分析结果。从图 3 也可以看出, N_{t+a} 指标和滑出时间有很好的正相关性。由此,本文使用 N_{t+a} 作为场面交通情况的有效衡量指标。

2.2.5 计算场面拥堵值

由 2.2.4 节可知, N_{t+a} 能够较好地反映机场场面拥堵情况。根据 2.2.1 的分析,计算无障碍滑出

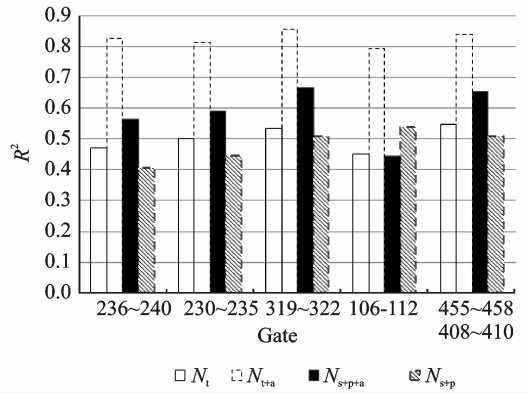


图 2 滑出时间与指标 N_t , N_{t+a} , N_{s+p+a} , N_{s+p} 的相关系数 R^2 对比

Fig. 2 Coefficient of determination R^2 between taxi-out time and N_t , N_{t+a} , N_{s+p+a} , N_{s+p}

时间首先需要选取所有不受拥堵影响的航班。这里讨论如何确定每组航班的拥堵值。

对每组航班,分析其有效衡量指标 N_{t+a} 与滑出时间及平均滑出时间的关系,各组数据均呈现一致规律:随着 N_{t+a} 的增加,航班的平均滑出时间由基本保持不变逐渐转至平稳上升。不妨假设,平均滑出时间基本保持不变即航班之间彼此没有干扰,场面交通未发生拥堵;平均滑出时间明显上升说明随着 N_{t+a} 增加,其他进离港航班对当前离港航班造成了影响。因此,可以选择平均滑出时间由基本不变转向明显上升的关键点处的 N_{t+a} 值作为该组航班的拥堵值。由于各组航班数据之间的差异性,其拥堵值略有变化(变化范围是 1.1~1.5 min),统一起见,论文选择随着 N_{t+a} 的增加,平均滑出时间相差 1.5 min 即为该组拐点。

以组编号为 20 为例(停机位编号为 455~458,408~410),图 4 展示了 N_{t+a} 指标与航班滑出时间、相应平均滑出时间的关系及该组拥堵值,其中,当 $0 \leq N_{t+a} \leq 3$ 时,航班的平均滑出时间基本保持不变,即认为航班间彼此无影响,当 $N_{t+a} > 3$ 时,平均滑出时间明显上升,说明离港航班受到了拥堵的影响,因此拥堵值为 3。

2.2.6 计算无障碍滑出时间

离港航班在实际滑出过程中存在飞行员对环境熟悉等情况而滑行较快,需要引导车等情况而滑行较慢,为了消除此类影响,论文选择同一组中所有有效衡量指标低于拥堵值的航班,将其按实际滑出时间由小到大排序,选择滑出时间排在 10%~90% 的航班,计算其平均滑出时间作为该组无障碍滑出时间。

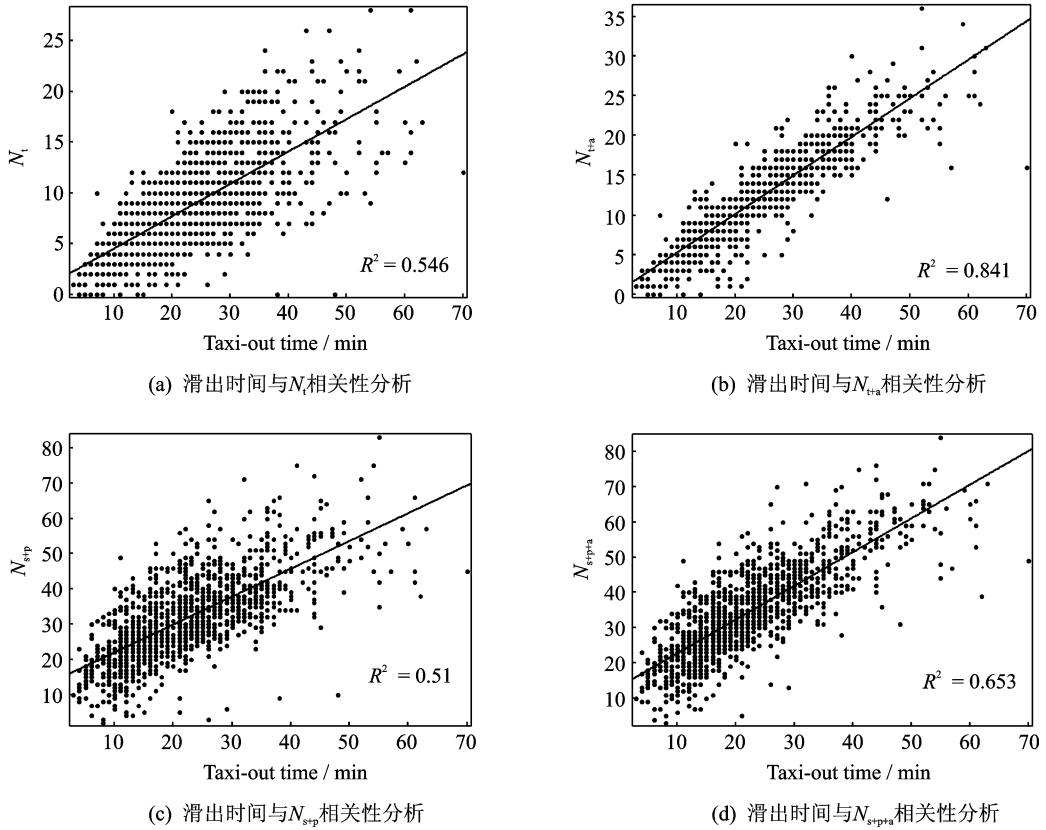


图3 组编号为20的航班滑出时间与 N_t 、 N_{t+a} 、 N_{s+p} 、 N_{s+p+a} 相关性分析

Fig. 3 Example of correlation analysis between taxi-out time and N_t , N_{t+a} , N_{s+p} , N_{s+p+a} for group 20

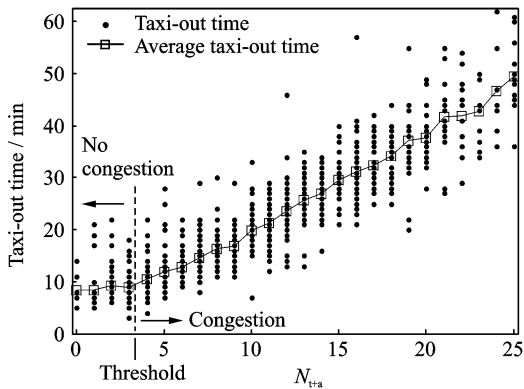


图4 组编号为20的航班滑出时间、平均滑出时间与 N_{t+a} 的关系及该组拥堵值

Fig. 4 Correlation of taxi-out time, average taxi-out time and N_{t+a} for group 20 and congestion threshold

2.3 等待起飞时间预测

2.3.1 问题分析

受排队长度、等待期间降落航班、不同机型的机翼尾流、飞行员控制情况、流控及跑道突然关闭等因素的影响,导致离港航班在跑道端等待起飞时间差异较大^[18]。本节讨论航班在跑道端等待起

时间的预测。

跑道作为机场主要资源之一,严重制约着机场容量。由于飞机的不定时到达,往往会出现离港航班因跑道被占用而不得不排队等待的情况。不难理解,航班在跑道端等待起飞及跑道提供服务的过程(跑道服务系统)是一个典型的随机服务系统。本文将离港航班作为顾客,跑道作为服务机构,航班经过无障碍滑出过程后到达跑道端等待起飞队列的过程为输入过程,航班开始占用跑道至下一个航班使用跑道的时间为服务时间,针对单条跑道研究等待起飞时间预测,跑道为唯一服务机构。

设 $\lambda(t)$ 为单位时间(不失一般性,取单位时间为15 min)内加入等待起飞队列的航班数, $\mu(t)$ 为跑道每分钟服务的航班数,等待起飞时间预测模型基于以下假设:

- (1) 跑道端仅有一个等待起飞队列。
- (2) 等待起飞队列容量无限。
- (3) 航班到达等待起飞队列后,跑道以先到先服务的方式提供服务。

实际运行中,不同时间段的航班流量相差较大,因此本文从数据集D2中选择离港高峰期上午

7:00~9:00 的运行数据进行建模分析,并以 15 min 为间隔,划分成 8 个时间段进行研究。

2.3.2 航班到达等待起飞队列分布

由 2.3.1 节可知,航班经过无障碍滑出到达跑道端等待起飞队列的过程为输入过程。在该过程中,航班的到达是随机并且相互独立的,即在不相交的时间区间内到达的航班数量是相互独立的;另外,某段时间内到达的航班数量仅与这段时间的长短有关,且有两个或两个以上航班同时到达等待起飞队列的几率非常小。这些特点恰好满足 Poisson 流的基本条件^[19],不妨假设航班到达规律服从 Poisson 分布,采用极大似然估计法对 Poisson 分布中包含的未知参数进行估计,并采用卡方检验判断航班到达是否服从 Poisson 分布。

不失一般性,考虑 8:30~8:45 的航班到达情况,图 5 给出了对航班到达情况用 Poisson 分布进行拟合的结果。

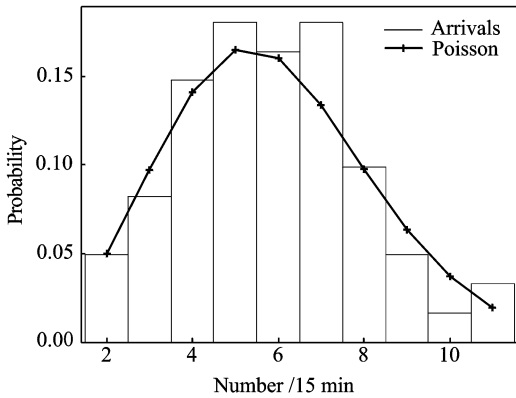


图 5 8:30~8:45 航班到达情况 Poisson 分布拟合
Fig. 5 Fitting map of flights arrival in Poisson

对到达规律是否服从 Poisson 分布进行卡方检验:取 $\alpha = 0.05$, $\chi^2_{0.95}(7 - 1 - 1) = \chi^2_{0.95}(5) = 11.07 > \chi^2 = 5.21$,故认为单位时间(取单位时间为 15 min)内到达的航班服从 Poisson 分布。

对于其他各个时间段,采用同样的方法可验证在每一个时间段的航班到达情况均服从 Poisson 分布。

2.3.3 服务时间分布

航班的服务时间是指航班开始占用跑道,至下一个航班可以使用跑道的的时间,由于机型、航线等不同,会产生不同的尾流效应,从而导致航班服务时间各不相同^[18]。

同样以 8:30~8:45 的运行数据为例分析服务时间的分布规律,图 6 为分别采用 Gamma 分布和广义极值(Generalized extreme value, GEV)分布

对航班服务时间统计数据进行拟合的结果。

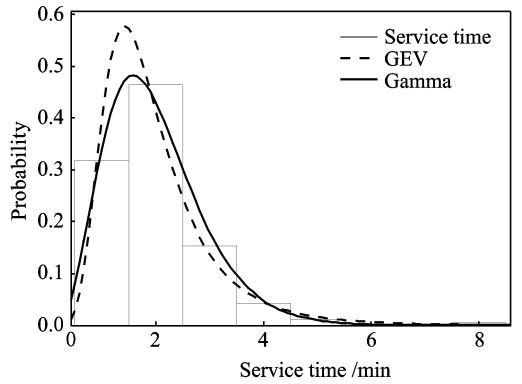


图 6 8:30~8:45 航班服务时间 Gamma 及 GEV 分布拟合
Fig. 6 Fitting map of flights service time in Gamma and GEV

采用卡方检验进行验证:取 $\alpha = 0.05$,对于 Gamma 分布: $\chi^2_{0.95}(4 - 2 - 1) = \chi^2_{0.95}(1) = 3.841 > \chi^2 = 3.07$,故可认为航班的服务时间服从 Gamma 分布,而对于 GEV 分布: $\chi^2_{0.95}(5 - 3 - 1) = \chi^2_{0.95}(1) = 3.841 < \chi^2 = 10.78$,即航班的服务时间不服从 GEV 分布。

采用同样的方法计算其他各个时间段航班到达规律及服务时间分布,结果如表 1 所示。

表 1 到达规律与服务时间服从分布

Tab. 1 Flights arrival and service time distribution

Time	Arrival distribution	Service time distribution
[7:00~7:15)	P(7.102)	G(4.844 2,0.330 5)
[7:15~7:30)	P(6.011)	G(6.122 7,0.286 8)
[7:30~7:45)	P(6.45)	G(6.237 7,0.274 3)
[7:45~8:00)	P(6.514 8)	G(4.854 6,0.334 2)
[8:00~8:15)	P(6.633 3)	G(6.305 7,0.256 9)
[8:15~8:30)	P(5.491 8)	G(5.576 9,0.318 4)
[8:30~8:45)	P(5.206)	G(4.622 3,0.412)
[8:45~9:00)	P(7.026)	GEV(0.137,1.007,1.559)

2.3.4 等待起飞时间预测模型

排队论中,M/G/1/∞排队模型是指顾客到达时间间隔服从负指数分布,即到达规律为 Poisson 过程,服务机构的服务时间为一般分布,服务机构唯一且排队容量为无穷大的排队系统。对于 M/G/1/∞模型,根据 Pollaczek-Khintchine (P-K) 公式^[19]可求出稳态下系统平均队长,即

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

由 Little 公式^[19]可计算平均逗留时间等其他系统运行指标,即

$$W_s = \frac{L_s}{\lambda} \quad (3)$$

式中： λ 为每分钟平均到达的航班数； G 为服务时间分布且为一般分布， $E[T]$ 为其期望值； $\text{Var}[T]$ 为其方差； $\mu=1/E[T]$ 为每分钟平均服务的航班数； $\rho=\lambda/\mu$ 为系统服务强度； L_s 为稳态下系统的平均队长； W_s 为顾客在系统中的平均逗留时间，即在系统中的停留时间。式(2,3)成立的条件为 $\rho < 1$ 。

由2.3.1, 2.3.2, 2.3.3节分析可知，跑道服务系统中航班以Poisson流方式到达，且航班接受服务的时间服从一般分布，跑道作为唯一服务机构且等待起飞队列容量无限，因此跑道服务系统属于M/G/1/ ∞ 排队模型。在实际运行中，若跑道端有较多航班等待，空管人员则会限制航班推出数量，使航班停留在停机位等待以免造成场面异常拥堵及资源浪费，不会出现航班在单位时间内平均到达数量大于平均服务数量的情况，即 $\rho < 1$ 。

由表1亦可知，系统服务强度 $\rho = \lambda[(t)/15]/\mu(t)$ 均小于1。根据式(2,3)可得航班的平均逗留时间，即

$$E[T_{\text{queue}}(t)] = W_s(t) \quad (4)$$

将平均逗留时间作为当前时间段内所有航班的逗留时间，可预测单个航班在跑道端的逗留时间，即

$$T_{\text{queue}}(t) = W_s(t) \quad (5)$$

综合式(1,5)可得航班滑出时

$$T_{\text{taxi-out}} = T_{\text{unimpeded}} + W_s(t) \quad (6)$$

3 实验结果及分析

使用北京首都国际机场2013年全年实际运行数据建模分析离港航班的无障碍滑出时间，使用2013/10/01~2013/11/30中7:00~9:0036R跑道的实际运行数据构建滑出时间预测模型，并使用2013/12/06~2013/12/10的航班运行数据对模型进行检验。图7分别展示了每15 min实际平均滑出时间与预测平均滑出时间的变化趋势，由图7可知，预测值与实际值吻合较好，误差均在5 min以内，较好地反映了平均滑出时间的趋势演变。其中，相较于预测值与实际值相差较小的时间段，相差较大的时间段样本往往样本数量较少，即文中认为相差较大是由个别航班的随机性导致。

实际运行中，首都机场默认所有离港航班滑出时间均为15 min，与实际运行数据对比，在误差范围为 ± 3 min时，准确率为29.81%，在误差范围为 ± 5 min时，准确率为43.78%。应用本模型对单个航班进行滑出时间预测，结果表明，在误差范围为 ± 3 min时，准确率为57.52%，在误差范围为 ± 5 min时，准确率为79.78%，准确率显著提升，见表2。

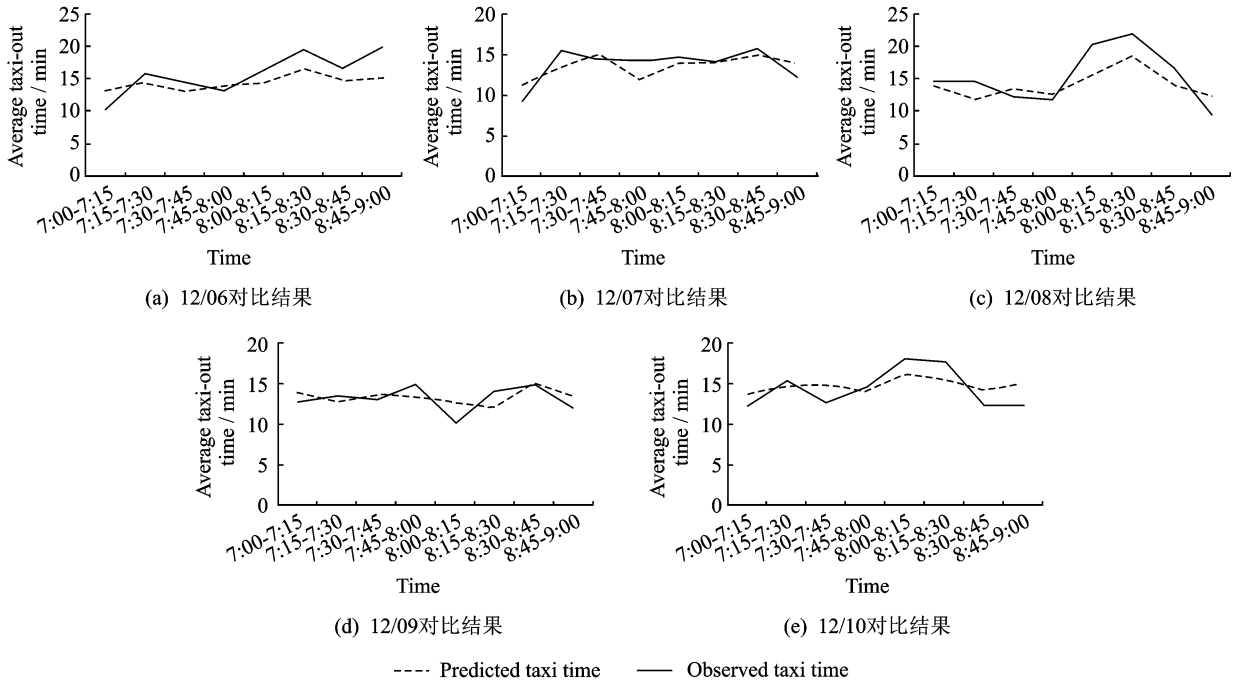


图7 以15 min为单位所预测的平均滑出时间与实际平均滑出时间

Fig. 7 Prediction of average taxi-out time and actual average taxi-out time in each 15 min interval

表 2 预测准确率

Tab. 2 Prediction accuracy

Day	Within $\pm 3\text{min}/\%$	Within $\pm 5\text{min}/\%$
12/06	54.39	75.44
12/07	56.17	79.31
12/08	58.28	67.27
12/09	62.07	87.93
12/10	56.67	88.96

图 8 为单个航班预测误差(实际滑出时间-预测滑出时间)分布图,平均误差为 0.637 min,表明预测值均匀地分布在实际值两侧,预测效果较好。

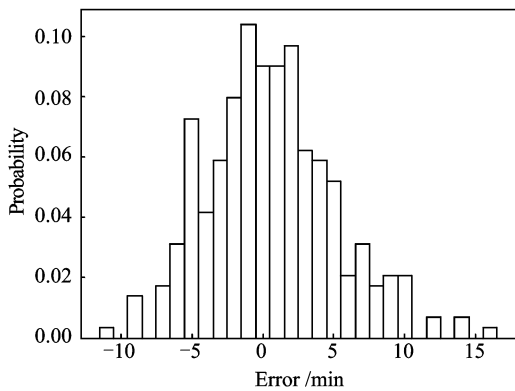


图 8 预测误差

Fig. 8 Prediction error

其中,无障碍滑出时间的计算模型包括航班的分组、场面交通情况有效衡量指标的确定及拥堵值的确定等,需要获取所有航班信息并进行计算。在实际应用中,由同一停机位滑出的航班,默认其无障碍滑出时间相同,因此计算一次即可。

4 结 论

滑出时间的预测有助于机场提升场面运行效率,对于场面交通管理及空中流量管理都具有重要的作用。主要贡献有:

(1) 提出了一种单跑道航班滑出时间预测模型,包括无障碍滑出时间的计算模型及基于排队论的等待起飞时间预测模型;

(2) 使用 2013 年 36R 跑道的航班运行数据建立模型并对模型进行了检验,结果表明,在误差允许范围为 ± 3 min 时,预测准确率为 57.52%,在误差允许范围为 ± 5 min 时,预测准确率为 79.78%,以 15 min 为间隔,其平均滑出时间的预测误差均在 5 min 以内,相较于首都机场当前的滑出时间计算方法,本模型所达准确率显著提升。

文中对航班滑出时间的预测是基于对历史数

据进行分析,不考虑航班滑出期间、实时放行速率、跑道突然关闭及其他人为因素的影响,如何根据已有的数据与航班推出前场面的实时情况对滑出时间做更精确的预测,是下一步将要研究的问题。

参考文献:

- [1] Laskey K B, Xu N, Chen C H. Propagation of delays in the national airspace system[C]// Proceedings of the 22th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Cambridge, Massachusetts: AUAI Press, 2006.
- [2] 航局空中交通管理局. 航班协同放行指导材料[EB/OL]. <http://www.caac.gov.cn>, 2013-09. Air Traffic Management Bureau of Civil Aviation Administration of China. Flight collaborative release guidance material [EB/OL]. <http://www.caac.gov.cn>, 2013-09.
- [3] 冯程,胡明华,丛玮. 基于滚动时域算法的航班滑行路径优化模型[J]. 航空计算技术, 2014, 44(4): 80-85. Feng Cheng, Hu Minghua, Cong Wei. Optimization model of taxiway routing based on receding horizon [J], Aeronautical Computing Technique, 2014, 44(4):80-85.
- [4] 丁建立,李晓丽,李全福. 基于改进蚁群协同算法的枢纽机场场面滑行跑道优化调度模型[J]. 计算机应用, 2010, 30(4):1000-1007. Ding Jianli, Li Xiaoli, Li Quanfu. Optimal scheduling model for hub airport taxi based on improved ant colony collaborative algorithm[J]. Journal of Computer Application, 2010, 30(4):1000-1007.
- [5] 朱新平,汤新民,韩松臣. A-SMGCS 滑行跑道冲突预测与避免控制[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(4):504-510. Zhu Xinping, Tang Xinmin, Han Songchen. Conflict prediction and avoidance control for a-smgcs taxiway [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(4):504-510.
- [6] 杨文东,陶婧婧,贾玉平. 机坪摆渡车实时调度系统仿真[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(6):854-858. Yang Wendong, Tao Jingjing, Jia Yuping. Simulation of real-time scheduling of airport ferry bus[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2013, 45(6):854-858.
- [7] Jordan R, Ishutkina M, Reynolds T G. A statistical learning approach to the modeling of aircraft taxi time [C]// Proceedings of the 29th IEEE/AIAA Digital Avionics Systems Conference. Salt Lake City, Utah;

- IEEE Press, 2010; 1. B. 1-1-1. B. 1-10.
- [8] Legge J, Levy B. Departure taxi time predictions using asde-x surveillance data[C]// Proceedings of the 26th International Congress of the Aeronautical Sciences. Anchorage, Alaska; AIAA Press, 2008.
- [9] Kistler M S, Gupta G. Relationship between airport efficiency and surface traffic[C]// Proceedings of the 9th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations Conference. Hilton Head, South Carolina; AIAA Press, 2009.
- [10] Ravizza S, Atkin J A D, Maathuis M H, et al. A combined statistical approach and ground movement model for improving taxi time estimations at airports [J]. Journal of the Operational Research Society, 2012, 64(9): 1347-1360.
- [11] Chatterji G B, Zheng Y. Wheels-Off time prediction using surface traffic metrics[C]// Proceedings of the 12th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations Conference and the 14th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference. Indianapolis, Indiana; AIAA Press, 2012.
- [12] Balakrishna P, Ganesan R, Sherry L. Estimating Taxi-out times with a reinforcement learning algorithm [C]// Proceedings of the 27th IEEE/AIAA Digital Avionics Systems Conference. Saint Paul, Minnesota; IEEE Press, 2008; 3. D. 3-1 - 3. D. 3-12.
- [13] Balakrishna P, Ganesan R, Sherry L. Accuracy of reinforcement learning algorithms for predicting aircraft Taxi-out times; A case-study of tampa bay departures[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2010, 18(6): 950-962.
- [14] Chen J, Ravizza S, Atkin J A D, et al. On the utilisation of fuzzy rule-based systems for taxi time estimations at airports[C]// Proceedings of the 11th Workshop on Algorithmic Approaches for Transportation Modelling, Optimization, and Systems. Saarbrücken, Saarland; Schloss Dagstuhl - Leibniz-Zentrum für Informatik GmbH, 2011; 134-145.
- [15] Srivastava A. Improving departure taxi time predictions using asde-x surveillance data[C]// Proceedings of the 30th IEEE/AIAA International Conference on Digital Avionics Systems Conference. Seattle, Washington; IEEE Press, 2011; 2B5-1 - 2B5-14.
- [16] Levy B S, Knickerbocker C J, Steven R, et al. Analysis and causality of airport surface delays[C]// Proceedings of the 28th IEEE/AIAA Digital Avionics Systems Conference. Orlando, Florida; IEEE Press, 2009; 3. A. 2-1-3. A. 2-7.
- [17] 田勇, 李永庆. 基于时隙交换的地面等待策略研究 [D]. 南京:南京航空航天大学, 2013
Tian Yong, Li Yongqing. Research on ground holding policy based on slot exchanging [D]. Nanjing; Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.
- [18] 杨磊. 机场场面运行优化技术研究 [D]. 南京:南京航空航天大学, 2012.
Yang Lei. Research on optimization techniques of airport surface operation [D]. Nanjing; Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [19] 唐小我. 排队论基础与分析技术 [M]. 北京:科学出版社, 2006: 73-92.
Tang Xiaowo. Queuing theory basis and analysis [M]. Beijing: Science Press, 2006: 73-92.

