

基于贝叶斯网络的航班离港时间动态估计

邢志伟¹ 朱 慧¹ 李 彪¹ 罗 谦²

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)¹

(中国民航局第二研究所工程技术研究中心 成都 610041)²

摘 要 为了准确地感知航班离港流程和估计航班离港的时间,设计了一种基于动态贝叶斯网络的航班离港时间估计方法。首先,基于航班的不同属性分析影响航班离港流程的因素,根据影响因素对数据进行分类处理,在历史数据分类的基础上,结合蒙特卡洛模拟方法获取各环节的联合分布和先验分布,并由柯尔莫哥洛夫检验确定各环节的联合分布模型,从而获得动态贝叶斯网络模型的参数;其次,根据贝叶斯网络架构和条件概率推理动态估计离港时间及各环节的完成时间;最后,选取国内中部某机场的单航班离港运行数据进行仿真验证。研究表明:随着流程的推进,其传播误差会增大,但离港时间的估计精度达到了 80% 以上,动态估计结果的稳定性较好,能够充分地反映航班离港流程中各关键节点的实际情况。

关键词 航空运输,航班离港,动态贝叶斯网络,柯尔莫哥洛夫检验,条件概率估计,传播误差

中图分类号 TP181 文献标识码 A DOI 10.11896/jsjcx.181102039

Dynamic Estimation of Flight Departure Time Based on Bayesian Network

XING Zhi-wei¹ ZHU Hui¹ LI Biao¹ LUO Qian²

(College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)¹

(Engineering Technology Research Center, The Second Research Institute of CAAC, Chengdu 610041, China)²

Abstract In order to accurately perceive the flight departure process and estimate the flight departure time, a method for estimating flight departure time based on dynamic Bayesian network was designed. Firstly, the factors affecting the flight departure process are analyzed based on different flight attributes. According to the influencing factors, the data are classified and processed, and the Monte Carlo simulation method is combined with the historical data classification to obtain the joint and prior distribution of each link. The Kolmogorov test is used to determine the joint distribution model of each link, and the parameters of the dynamic Bayesian network model are obtained. Secondly, the Bayesian network architecture and conditional probability are used to infer the dynamic estimation of the departure time and the completion time of each link. Finally, the single-destination operation data of an airport in the middle of the country are selected for simulation verification. The research results show that with the progress of the process, the propagation error will gradually increase, and the estimated accuracy of the departure time will be over 80%, what's more, the stability of the dynamic estimation result will be better, which can fully reflect the actual situation of the key node in the departure process of the flights.

Keywords Air transportation, Flight departure process, Dynamic Bayesian network, Kolmogorov test, Conditional probability estimation, Propagated error

1 引言

根据民航局的相关统计,随着民用航空的运输量持续快速增长,目前国内千万级机场已达到 32 个。随着航班架次

的激增,机场、航空公司面临巨大的运行压力,而解决这一发展瓶颈的最佳方式之一就是建立基于信息共享的机场协同决策(Airport-Collaborative Decision Making, A-CDM)系统。A-CDM 系统以航班运行流程里程碑节点的跟踪和预测为核心,

到稿日期:2018-11-05 返修日期:2019-02-14 本文受国家自然科学基金(U1533203),中央高校基本科研业务费资助项目(ZYGX2018037)资助。

邢志伟(1970-),男,博士,教授,主要研究方向为民航装备与系统、机场交通信息与控制;朱 慧(1995-),女,硕士生,主要研究方向为机场交通信息与控制;李 彪(1993-),男,硕士生,主要研究方向为机场交通信息与控制, E-mail: 18330227730@163.com(通信作者);罗 谦(1975-),男,博士,研究员,主要研究方向为机场运营管理。

实现对航班动态实时且精确的掌握。航班离港是整个地面运行的最后一个节点,精确地估计其时间对航班的推出控制和场面运行调度有着至关重要的意义。

针对航班离港的机理分析及过程建模的一系列问题,国内外学者做了相应的研究。在离港队列及推出控制方面,文献[1]基于美国波士顿机场的场面实际数据建立了机场离港队列模型,对跑道运行容量以及航班推出时间进行了评估和预测;文献[2]将一种动态规划方法应用于离港飞机的排序,以优化跑道队列并减少离港和不可避免的延误成本,但未考虑气象和空管等约束;文献[3]结合美国肯尼迪国际机场的实际跑道配置和随机离港队列扰动开发了一款适合该机场的动态规划离港推出决策模型,实现了优化机场容量的目的;从航班离港延误的角度出发,文献[4]确定了离港延误的多种影响因素,用统计方法得出不同影响因素下的延误时间的概率分布模型,并通过该模型预测离港的延误时间;文献[5]构建了航班离港延误时间的概率分布模型,结合两阶段遗传算法选择最佳模型;文献[6]设计了基于航空信息网络的枢纽机场航班延误预测模型,以提高预测延误时间的准确度;文献[7]采用支持向量机回归方法来建立航班延误预测模型,利用前站的保障情况来预测航班到港的延误时间。而离港时间的直接预测研究并未达到一定的深度和广度,文献[8]建立了航班离港时间序列预测模型,并结合数据挖掘和指数平滑预测方法进一步优化了结果,但没有分析内部可能出现的随机扰动;文献[9]建立了航班离港动态模型并进行了数据仿真,通过预测值来推断航班延误情况,但未考虑航班密度和航班之间的传播效应。

航班离港流程与进港滑行、保障、推出控制及离港滑行等环节存在关系,同时其自身还具有一定的随机性。实现航班离港时间的精确动态估计,并搭建过站航班里程碑节点的动态预测系统是本文的出发点。本文基于对航班离港流程和影响因素的分析结果建立合理的离港时间数学模型,并提出了一种多属性决策航班离港流程动态贝叶斯网络模型,结合概率推理对其进行简化,利用历史数据得到各节点检验后的概率分布和联合分布,根据流程的更新动态预测离港时间。对国内中部某枢纽机场的实际数据进行验证分析,结果表明所提方法的预测精度可达80%以上。与其他研究相比,该方法更具实际和参考价值,能进一步优化推出时隙与保障资源的协同调度,减少了航空公司的运营成本,实现了机场运行态势的动态感知及预测。

2 航班离港流程及影响因素分析

根据民航相关规范性文件,结合航班运行的实际情况,可以将航班离港流程分为进港、保障、出港3个阶段^[10]。其中,进港阶段指在本机场降落并到达指定停机位的所有流程,主要包括跑道滑行、滑行道滑行、牵引及引导和上轮挡4个过程;保障阶段是航班离港的关键过程,主要包括下客、核心保障(清洁、清污、配餐等)、机务巡检和上客等地面保障工作;出

港阶段是指航班从等待推出到实际起飞的过程,即收到空管的允许推出的指令后,航空器从停机位开始离场到航班起飞,至此完成了整个离港过程。航班离港的流程如图1所示。

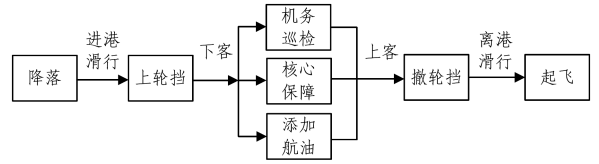


图1 航班离港的流程

Fig. 1 Flight departure procedures

2.1 离港流程的数学模型

本文主要针对单个航班对航班离港过程进行分析和建模,对实际流程进行如下简化处理:

1)机位在航班降落前已经分配完毕,忽略降落后更改机位的情况;

2)不考虑航空公司航班运行计划的临时变化和优化;

3)忽略保障资源的交接和调度对离港流程造成的影响。

根据实际离港流程分析得到航班离港时间的数学模型:

$$t_D = t_{TI} + t_{GS} + t_{TO} \quad (1)$$

$$t_{TI} = t_{RI} + t_{AI} \quad (2)$$

$$t_{GS} = \max\{M_1, M_2, M_3, M_4\} \quad (3)$$

$$t_{TO} = t_{AO} + t_{RO} \quad (4)$$

其中, t_D 表示航班离港时间,为滑入、保障、滑出3个阶段的时间之和; t_{TI} 表示航班进港的滑入时间,与降落跑道和滑行道滑行路径相关; t_{RI} 为跑道降落滑入时间; t_{AI} 为滑行道滑入时间; t_{GS} 表示航班地面保障时间,与机型的大小和保障资源的运行状态相关; M_1 为机务巡检, M_2 为客舱服务, M_3 为货舱服务, M_4 为添加燃油; t_{TO} 为航班离港滑出,与推出时隙分配和滑行路径相关; t_{AO} 为滑行道滑出; t_{RO} 为跑道起飞滑出。

2.2 离港流程的影响因素

航班离港流程是一个多约束的复杂工作过程,针对离港流程这一NP-Hard问题,首先分析其主要的影响因素,根据不同因素进行分类求解。本文选择对机型、机位、航班执行时间等因素进行重点分析^[11]。

2.2.1 机型

使用机型的不同会导致航班的载客量也存在差异,航班的离港时间同样会受到相应的影响。一般来说,机型越大,航班的离港时间就越长。对目前服役的民航主力机型按照座位数进行分类,如表1所列。

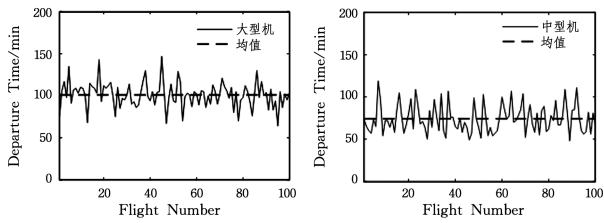
表1 航班机型分类

Table 1 Classification of aircraft types

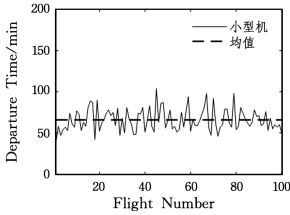
类别	座位数	代表机型
小	60座以下	E190, EMB145, MA60, CRJ900等
中	61~250座	MD90, B737系列, A320系列, CRJ700等
大	251座以上	B747, B767, B777, A340系列, A380系列, MD11等

根据机型的分类,从国内中部某枢纽机场一年的历史数据中随机抽取3组样本进行统计分析,每组包含100个样本,结果如图2所示。图2表明,一般情况下,大型机的航班离港

时间的均值比中型机和小型机长约 30 min。



(a) 大型机离港时间统计 (b) 中型机离港时间统计



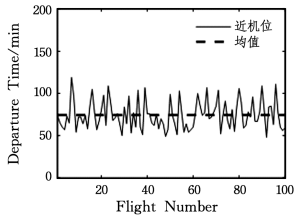
(c) 小型机离港时间统计

图 2 不同机型的航班离港时间

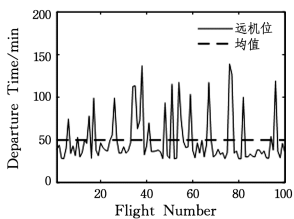
Fig. 2 Departure time for different aircraft types

2.2.2 机位

不同航空公司的不同航班停靠的机位也不相同,这会导致其保障资源的调度时间、上下客持续时间和推出时隙分配存在差异,图 3 为统计分析结果。受到多种约束条件的限制,近机位的离港时间的均值要比远机位长约 20 min。



(a) 近机位离港时间统计



(b) 远机位离港时间统计

图 3 不同机位的离港时间

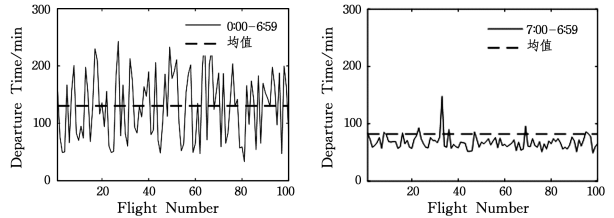
Fig. 3 Departure time for different stands

2.2.3 航班执行时间

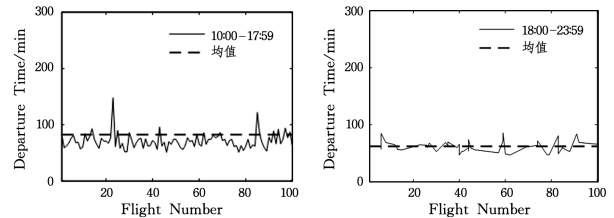
机场航班的密度会随着执行时间的变化而改变,这与旅客的出行喜好以及航空公司安排的航班计划密切相关,根据实际运行情况,将航班执行时间分为 0:00-6:59,7:00-9:59,10:00-17:59,18:00-23:59。具体统计情况如图 4 所示。由于 7:00-9:59 是出港高峰期,且航班地面保障服务的资源配置条件最佳,因此,航班离港时间比较集中,且时间较短;10:00-17:59 是进港和离港相对较为平衡的阶段,保障资源配置也会呈现出均匀分布,这一时段的离港时间会出现一定的波动,但总体保持平稳;18:00-23:59 主要是以

进港航班为主,此时的离港压力不大,因此这一时段航班的离港平均时间最短;对于时间段 0:00-6:59,由于保障资源较少,因此离港时间的离散程度较大且平均时间较长。

由以上分析可知,航班离港时间的决定性因素包括机型、机位和航班执行时间。因此需要在这 3 个决策属性的基础上,系统性考虑航班离港时间动态估计方法,建立航班离港流程的多决策属性的动态贝叶斯网络模型。



(a) 0:00-6:59 离港时间统计 (b) 7:00-9:59 离港时间统计



(c) 10:00-17:59 离港时间统计 (d) 18:00-23:59 离港时间统计

图 4 不同执行时段的离港时间

Fig. 4 Departure time for different execution periods

3 离港时间动态估计模型

3.1 离港流程贝叶斯网络

贝叶斯网络(Bayesian Networks, BN),又被称为信念网络或因果网络,是一种系统地描述随机变量之间相关关系的语言,且主要用于不确定性推理和数据分析,这是一种基于概率推理的因果关系图模型,使得不确定性推理在逻辑上变得更为清晰。

航班离港流程是一个较为明显的动态贝叶斯网络模型,根据上述的流程分析,可以得到离港流程贝叶斯网络的拓扑图,如图 5 所示。

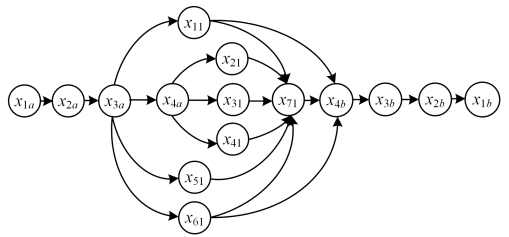


图 5 航班离港流程贝叶斯网络的拓扑图

Fig. 5 Bayesian network topology diagram of flight departure process

其中, x_{1a} 表示航班到达本场, x_{1b} 表示航班完成整个离港流程; x_{2a} 表示航班进港滑行, x_{2b} 表示出港滑行; x_{3a} 表示上轮挡节点, x_{3b} 表示撤轮挡节点,这两个节点集中了航班过站离港的绝大部分保障环节; $x_{11} \sim x_{71}$ 为航班地面保障的核心环

节,分别为机务巡检、清污操作、机上清洁、配餐、货舱操作、添加燃油、允许上客; x_{4a} 为下客过程, x_{4b} 为上客过程。

定义 1 航班离港流程动态贝叶斯网络可被定义为 (N_1, N_-) ,其中 N_1 为初始时刻离港贝叶斯网络,包含了初始时刻的离港条件概率分布 $P(X_{i+1} | X_i)$; N_- 是一个包含离港流程时间演化机理的贝叶斯网络,定义了关键时刻相继更新后各变量之间的分布 $P(X_{i+1}^t | X_i^t)$,即:

$$P(X_{i+1} | X_i) = \prod_{j=1}^N P(X_j | Pa(X_j)) \quad (5)$$

$$P(X_{i+1}^t | X_i^t) = \prod_{k=1}^i P(X_k^t) \cdot \prod_{j=i}^N P(X_j^t | Pa(X_j^t)) \quad (6)$$

其中, $X = \{x_i\}$ 为整个流程环节及节点的集合; X_i 表示随时间更新整个离港流程中已发生的环节集合, X_{i+1} 为未发生环节集合; $Pa(X_j)$ 表示环节内的时间分布,反映了该环节对整个网络的作用。式(6)主要表示整个动态贝叶斯网络的瞬时作用,可以反映航班离港过程中时间的流逝。

航班离港流程贝叶斯网络存在两个假设:

假设 1 一阶马尔可夫假设,即各节点之间在某一演化时刻中位于同一个时间片内或边上,不能随意跨越演化机理流程^[12];

假设 2 齐次性,即时间演化贝叶斯网络 N_- 的参数不随时间的变化而发生改变^[12-13]。

由于航班离港流程动态贝叶斯网络非常复杂,不利于进一步的实时估计通过概率推理离港时间,因此须根据实际情况简化贝叶斯网络,这里涉及两个定理。

定理 1 给定实际离港流程贝叶斯网络 N , 设 $P(X_{i+1} | X_i = x_i)$ 为后续计算环节的后验概率, N' 为从 N 中除去对整体流程影响较小的节点后得到的贝叶斯网络^[13], 则有:

$$P_N(X_{i+1} | X_i = x_i) = P_{N'}(X_{i+1} | X_i = x_i) \quad (7)$$

定理 2 设 Y 是通过后验条件 x_i 将整个网络 m -分割的所有节点的集合, X_{i+1} 为除了 Y 和 x_i 的所有节点的集合, X_i' 为 X_i 中所有父节点在 Y 中的集合, $X_i'' = X_i \setminus X_i'$ 。按如下规则构造新的航班离港流程贝叶斯网络 N' :

- (1) 从 N 中除去所有 Y 中节点;
- (2) 对于 X_i'' 中所有的非根节点, 除去其所有的边, 然后将其概率分布设为均匀分布, 则有:

$$P_N(X_{i+1} | X_i = x_i) = P_{N'}(X_{i+1} | X_i' = x_i) \quad (8)$$

定理 1 表明所有对航班离港流程影响较小的节点都可以在概率推理前除去; 定理 2 指出经 m -分割简化后的贝叶斯网络对整体的影响程度可以忽略不计^[13-15]。由此得到简化后的航班离港流程动态贝叶斯网络结构 N' , 如图 6 所示。

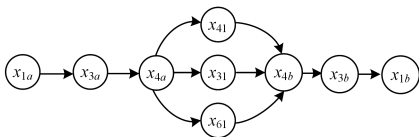


图 6 简化的贝叶斯网络结构

Fig. 6 Simplified Bayesian network structure

3.2 条件概率密度估计

根据航班离港流程动态贝叶斯网络的结构,通过链规则

可以得到最终的航班离港估计时间的条件概率密度,即:

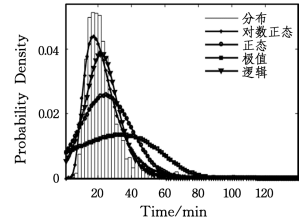
$$f(z_1 z_2 z_3) = f(z_1) f(z_2 | z_1) f(z_3 | z_1 z_2) \quad (9)$$

其中, $z_1 = \langle x_{1a}, x_{3a} \rangle$, $z_2 = \langle x_{4a}, x_{4b}, x_{31}, x_{41}, x_{61} \rangle$ 和 $z_3 = \langle x_{1b}, x_{3b} \rangle$ 表示简化后网络的 3 个时间片,并存在一定的时间顺序。而每个环节的条件概率密度都需要提前得到,因此本文在历史数据分类的基础上,结合蒙特卡洛模拟方法来获取环节的联合概率密度和先验概率密度^[16-17]。通过多次的仿真和模拟可知:环节的先验概率密度和联合概率密度分别服从对数正态分布和正态分布,其中的概率密度函数分别为:

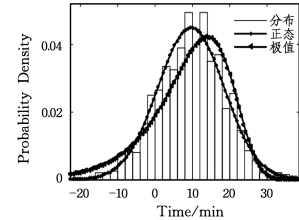
$$f(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}[\ln x_i - \mu]^2\right\} \quad (10)$$

$$f(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}[x_i - \mu]^2\right\} \quad (11)$$

图 7 为下客环节的先验概率密度估计函数及下客-清洁的联合分布概率密度估计函数的拟合情况。由图 7 可知,两个拟合分布能在很大程度上反映实际情况。



(a) 下客环节的先验概率密度拟合



(b) 下客-清洁的联合分布概率密度拟合

图 7 下客概率密度函数的拟合情况

Fig. 7 Probability density function fitting of deplaning

利用柯尔莫哥洛夫检验方法来判断概率密度拟合函数能否反映历史数据中的信息^[18],能否作为动态贝叶斯网络的参数,具体步骤如下。

(1) 设 X_1, \dots, X_n 为某环节概率密度为 $F(x)$ 时抽取的样本,做出如下假设:

$$H_0: F(x) = F_0(x)$$

$$H_1: F(x) \neq F_0(x)$$

其中, $F_0(x)$ 为环节中某个已知的分布函数,将 X_1, \dots, X_n 由小到大排列,得到 $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$,并构造经验函数 $F_n(x)$;

(2) 求 D_n^* , 即:

$$D_n^* = \sup |F(x) - F_0(x)| = \max_{1 \leq k \leq n} \{|F_n(x_k) - F_0(x_k)|, |F_n(x_{k+1}) - F_0(x_k)|\} \quad (12)$$

其中,令 $x_{n+1} = \infty$, 即 $F_n(x_{n+1}) = 1$, x_k 为 $X_{(k)}$ 的观测值。

定理 3 设样本总体的分布函数 $F(x)$ 连续,则相应的经

验分布函数为 $F_n(x)$, 记 $Q_n(y)$ 为统计量 $\sqrt{n}D_n^*$ 的分布函数, 则 $Q_n(y)$ 的极限分布为:

$$Q(y) = \lim_{n \rightarrow \infty} Q_n(y) = \begin{cases} \sum_{k=-\infty}^{\infty} (-1)^k \exp\{-2k^2 y^2\}, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

因此, 函数 $Q(y)$ 与 $F(x)$ 的形式无关。

(3) 利用定理 3 对假设 H_0 做分布拟合检验, 对于已给的显著性水平 α , 查表 2 得到 $D_n^*(\alpha)$, 若 $D_n^* > D_n^*(\alpha)$, 则否定原假设, 否则接受原假设。

表 2 $D_n^*(\alpha)$ 的近似值

Table 2 Approximate value of $D_n^*(\alpha)$

n	α			
	0.20	0.10	0.05	0.01
>50	$\frac{1.07}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.227}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.36}{\sqrt{n}}$	$\frac{1.63}{\sqrt{n}}$

3.3 离港时间的动态估计

由柯尔莫哥洛夫检验方法能够确定最终的环节分布情况, 及航班离港流程动态贝叶斯网络结构中的某些确定参数, 可以得到最终的航班离港时间估计方法。

Step1 对实际机场运行的历史数据进行预处理, 包括数据的合并、删除、转换及分类等, 根据影响因素对数据进行分类处理;

Step2 结合历史数据模拟并计算出各环节的实际分布和联合分布的概率密度估计函数, 经假设检验确定最终的概率密度估计函数, 根据条件概率公式得到相应的条件概率密度估计函数;

Step3 将概率密度所得参数作为各影响因素分类下的航班离港流程动态贝叶斯网络的结构参数, 根据概率推理的链式法则可得出航班离港时间的概率密度估计模型;

Step4 各环节的初始估计值以概率密度最大值代替, 随着航班离港流程的不断演进, 重复更新各环节的估计值, 动态贝叶斯网络的结构随着环节的触发情况发生变化;

Step5 随着流程的变化不断更新离港估计时间, 以推理出的离港时间概率密度估计模型的概率密度最大值作为最终的估计值。

4 验证与分析

4.1 数据来源及预处理

本文的仿真实验数据来源于国内某枢纽机场某季度的过站航班实际运行数据, 包括航班离港的所有字段和环节的时间记录, 具体数据样例如表 3 所列。把数据按照影响因素分类处理, 得到 24 个分类模型, 由于远机位的数据较少, 无法搭建相应的概率密度估计模型, 因此本文主要对近机位的情况进行仿真分析。根据影响因素的分类数据, 利用蒙特卡洛模拟与假设检验得出各环节的先验分布和联合分布, 表 4 和表 5 为执行时间为 10:00—18:00 的近机位小型机的相关分布参数。将其作为航班离港流程动态贝叶斯网络的结构参数,

以进行关键环节的完成时间和航班离港时间的动态估计。

表 3 航班离港流程的数据样例

Table 3 Data sample of flight departure process

关键字	时刻值
执行日期	2016/5/15
机型	B738
航班号	7619
到达	9:07
起飞	10:51
上/撤轮挡	9:09 10:38
下客开始/结束	9:10 9:18
清洁开始/结束	9:17 9:27
添加燃油开始/结束	9:17 9:28
配餐开始/结束	9:18 9:26
上客开始/结束	10:15 10:35

表 4 部分环节的联合分布参数

Table 4 Joint distribution parameter for some links

环节	期望	方差
上轮-下客	8.53288	20.0606
下客-燃油	18.2172	232.713
下客-清洁	9.61349	8.7491
下客-配餐	6.00042	98.4232
燃油-上客	25.8371	437.352
清洁-上客	34.4408	578.726
配餐-上客	38.0539	516.779
上客-撤轮	4.96606	19.5073
撤轮-实飞	21.8566	135.495

表 5 部分环节的先验分布参数

Table 5 Priori distribution parameter for some links

环节	期望	方差
上轮挡	5.69348	10.334
下客结束	14.1992	9.13433
燃油	32.0678	137.615
清洁结束	23.8154	17.4825
配餐结束	19.9763	49.5546
上客结束	57.9721	474.526
撤轮挡	62.926	460.691
实飞	84.8316	591.1158

4.2 仿真实验

选取该机场某日海航集团航班号为 7619 的航班实际的离港流程数据进行仿真验证, 结果如图 8 所示。此航班的实际离港时间为 96 min, 由图 8 可以看出, 随着时间节点的推进和流程的更新, 航班离港估计时间的置信区间越来越小, 且估计值越来越靠近实际值。各环节完成时间的动态估计结果如表 6 所列, 一旦该环节实际发生, 航班离港流程动态贝叶斯网络的结构就会改变, 链规则和概率推理也会相应更新^[19]。

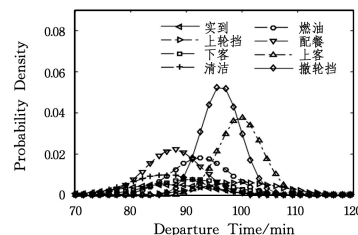


图 8 航班离港时间的动态估计结果

Fig. 8 Dynamic estimation results of flight departure time

表 6 各环节完成时间的动态估计结果

Table 6 Dynamic estimation results of each link completion time

(单位:min)

	节点估计							
	上轮挡结束	下客结束	添加燃油结束	机上清洁结束	配餐结束	上客结束	撤轮挡结束	离港
到达	4.125	14.022	31.929	22.844	19.984	61.682	73.130	96.392
上轮挡结束	5.000	14.324	34.914	24.632	20.370	73.201	76.593	99.813
下客结束	5.000	12.000	29.199	22.267	16.583	66.371	69.723	90.775
流程更新								
添加燃油结束	5.000	12.000	24.000	21.225	20.248	62.920	66.667	86.277
机上清洁结束	5.000	12.000	24.000	19.000	18.548	64.048	70.459	92.482
配餐结束	5.000	12.000	24.000	19.000	15.000	69.069	65.944	87.703
上客结束	5.000	12.000	24.000	19.000	15.000	70.000	76.377	99.698
撤轮挡结束	5.000	12.000	24.000	19.000	15.000	70.000	74.000	96.207

选取近机位的不同机型和不同执行时间的航班离港流程进行动态仿真,得出的航班离港时间估计值如图 9 所示,随着航班流程的演化,动态贝叶斯网络离港时间估计模型的准确度可达到 80% 以上。

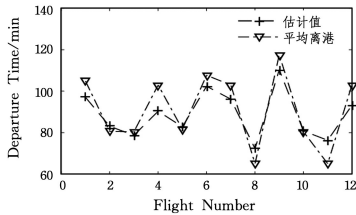


图 9 不同条件下的航班离港时间估计

Fig. 9 Flight departure time estimation under different conditions

可以看出,环节的误差随着流程演进而不断增大,这是由概率推理存在的传播误差所造成的。本文还与传统航班离港离散贝叶斯网络模型进行了对比,估计结果如图 11 所示。可以看出,本文方法不仅可以估计离港时间,还可以估计相关保障环节,且估计结果的准确度比传统方法高 5%~10%。

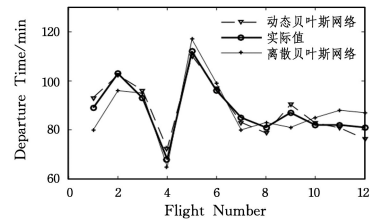


图 11 不同贝叶斯网络的对比分析

Fig. 11 Comparative analysis of different Bayesian Networks

4.3 对比分析

本文随机选取了该机场某季度的 25 个航班进行航班离港流程的动态仿真估计,结果如图 10 所示。

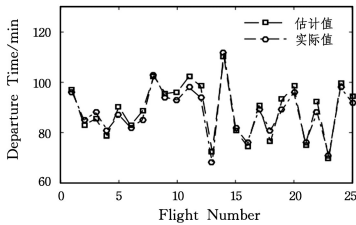


图 10 航班离港时间的对比分析

Fig. 10 Comparative analysis of flight departure time

由仿真结果可以分别计算出每个环节的最小均方误差和平均绝对误差,即:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \tag{14}$$

$$MAE = (\sum_{i=1}^n |X_i - X_i|) / n \tag{15}$$

其中, Y_i 为估计值, \hat{Y}_i 为实际值,计算结果如表 7 所列。

表 7 相关误差的计算结果

Table 7 Calculation results of correlation error

环节	RMSE	MAE
上轮挡结束	0.875	0.875
下客结束	2.178	2.173
添加燃油结束	8.347	8.014
机上清洁结束	3.941	3.742
配餐结束	4.389	4.167
上客结束	5.462	4.851
撤轮挡结束	4.820	4.150
离港	5.379	4.360

结束语 本文通过分析航班离港的实际流程和影响因素,刻画了整个过程的数学模型,构建了航班离港流程动态贝叶斯网络架构,得到了航班离港时间的动态估计方法,研究表明:保障环节的每一个过程都会对航班最终的离港时间产生一定的影响,核心保障环节对其影响最大;机位、机型和执行时间是航班离港流程的初始条件,是确定动态贝叶斯网络结构参数的关键要素;离港流程的内部环节结束时间的动态估计会随着时间进程的推进而变得精确。下一步将从环节的优化、航班属性的划分及模型参数的推理等方面进行研究,考虑在多航班的情况下建立整个机场航班离港时间动态估计的贝叶斯网络模型,实现对航班离港的精确控制。

参考文献

[1] SHARPANSKYKH A, HAEST R. An agent-based model to study compliance with safety regulations at an airline ground service organization[J]. Applied Intelligence, 2016, 45(3): 1-23.

[2] LI D, CHEN K, TAO D, et al. Medication planogram design to minimize collation delays and makespan in parallel pharmaceutical automatic dispensing machines[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 67(14): 1-10.

[3] JACQUILLAT A, ODoni A R, MORT D. Webster Dynamic Control of Runway Configurations and of Arrival and Departure Service Rates at JFK Airport Under Stochastic Queue Conditions[J]. Transportation Science, 2017, 51(1): 155-176.

[4] GURTNER G, COOK A, GRAHAM A, et al. The economic va-

- lue of additional airport departure capacity[J]. *Journal of Air Transport Management*, 2018, 69(3): 1-14.
- [5] NOVIANINGSIH K, HADIANTI R. Modeling flight departure delay distributions[C]// *International Conference on Computer, Control, Informatics and ITS Applications*. IEEE, 2014: 30-34.
- [6] LUO Q, ZHANG Y H, CHENG H, et al. Study on flight delay prediction model based on flight networks[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2014, 34(S1): 143-150. (in Chinese)
罗谦, 张永辉, 程华, 等. 基于航空信息网络的枢纽机场航班延误预测模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(S1): 143-150.
- [7] LUO Y Q, CHEN Z J, TANG J H, et al. Flight Delay Prediction Using Support Vector Machine Regression [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2015, 15(1): 143-149. (in Chinese)
罗赞骞, 陈志杰, 汤锦辉, 等. 采用支持向量机回归的航班延误预测研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2015, 15(1): 143-149.
- [8] LIM A, ZHANG X. A Two-Stage Heuristic with Ejection Pools and Generalized Ejection Chains for the Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. *Inform Journal on Computing*, 2017, 19(3): 443-457.
- [9] GUO Y C, SHE B X, LI L. Evaluation Model on Flight Delay [J]. *Mathematical Modeling and Its Applications*, 2016, 5(1): 60-68. (in Chinese)
郭亚超, 余步鑫, 李霖. 航班延误的评估模型[J]. *数学建模及其应用*, 2016, 5(1): 60-68.
- [10] HAO S Q, ZHANG Y P, WU S, et al. Probabilistic multi-aircraft conflict detection approach for T trajectory-based operation [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 95(1): 698-712.
- [11] YAN X, PRATS X. Effects of linear holding for reducing additional flight delays without extra fuel consumption[J]. *Transportation Research Part D Transport & Environment*, 2017, 53(13): 388-397.
- [12] GAO X G, CHEN H Y, FU X W, et al. *Discrete Dynamic Bayesian Network Reasoning and Its Application*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016. (in Chinese)
高晓光, 陈海洋, 符小卫, 等. *离散动态贝叶斯网络推理及其应用* [M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.
- [13] LI Z Q, XU T, GU J, et al. Reliability modelling and analysis of a multi-state element based on a dynamic Bayesian network[J]. *Royal Society Open Science*, 2018, 5(4): 315-329.
- [14] CHAUDHARY S, INDU S, CHAUDHURY S. Video-based road traffic monitoring and prediction using dynamic Bayesian networks[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2018, 12(3): 169-176.
- [15] YANG X H, GAO H Y. Improved Bayesian Algorithm Based Automatic Classification Method for Bibliography[J]. *Computer Science*, 2018, 45(8): 203-207. (in Chinese)
杨晓花, 高海云. 基于改进贝叶斯的书目自动分类算法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(8): 203-207.
- [16] MCENTEGGART Q, WHIDBORNE J F. Multiobjective Environmental Departure Procedure Optimization[J]. *Journal of Aircraft*, 2018, 17(1): 1-13.
- [17] IMPERATORE P, AZAR R, CALÒ F, et al. Effect of the Vegetation Fire on Backscattering: An Investigation Based on Sentinel-1 Observations[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2017, PP(99): 1-15.
- [18] ZHANG X H, GUO Y, LI N, et al. DOA Estimating Algorithm Based on Grid-less Compressive Sensing[J]. *Computer Science*, 2017, 44(10): 99-102, 133. (in Chinese)
张星航, 郭艳, 李宁, 等. 基于无网格压缩感知的 DOA 估计算法 [J]. *计算机科学*, 2017, 44(10): 99-102, 133.
- [19] WU W, WU C L. Enhanced delay propagation tree model with Bayesian Network for modelling flight delay propagation[J]. *Transportation Planning & Technology*, 2018, 41(3): 319-335.