



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/eng](http://www.elsevier.com/locate/eng)



Research  
Novel Methodologies in Air Transportation—Article

## 空中交通延误传播动力学的时空网络建模与分析

Qing Cai, Sameer Alam \*, Vu N. Duong

School of Mechanical and Aerospace Engineering, Nanyang Technological University, Singapore 639798, Singapore

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received 9 January 2020

Revised 17 March 2020

Accepted 28 May 2020

Available online 2 March 2021

#### 关键词

空中交通

运输系统

延误传播动力学

时空网络

### 摘要

不断增长的空中交通需求与有限的空域容量之间的不平衡，导致空中交通出现了难以解决的延误问题。由于空中交通与复杂的空中运输系统相互关联，延误问题会在这些系统中被放大并扩散，导致出现被称为延误传播的突发性行为。理解延误传播动力学是现代空中交通管理的重要内容。在本研究中，我们提出了一个有关延误传播动力学的复杂网络观点。我们利用时空网络对空中交通情况进行建模，建模的节点为机场。为了建立节点之间的动态性边缘，我们提出了一种延误传播方法，并将其应用于假设的空中交通时间表。在构建时空网络的基础上，我们提出了三个度量指标，即强度、严重程度和速度来衡量延误传播的动力学。为了验证所提出的方法是否有效，我们以东南亚地区（SAR）和美国的国内航班为例进行了研究。研究结果表明，美国空中交通中受延误传播影响的航班数量和延误传播的总数量分别是SAR的5倍和10倍。研究进一步表明，美国空中交通的延误传播速度比SAR的快8倍。延误传播动力学模型显示，在SAR大约有6个枢纽机场存在显著的延误传播，而美国大约有16个。本工作为研究空中交通延误的发展过程提供了一个有力的工具。

© 2021 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

## 1. 引言

空中交通方便了人们的生活，是现代重要的交通基础设施。空中交通具有安全性高、速度快的特点，是旅客出行的首选，由此使得空中交通需求显著增长[1,2]。空中交通与空中交通系统相互关联，空中交通系统包括了多种以非线性方式相互作用的因素[3,4]。空中交通系统的复杂动力，加上各种如恶劣天气、空域限制、机械故障等不确定因素，导致空中交通出现了难以解决的延误问题[5]。由于空中交通需求未来将不断增加，延误问题在今后10年里可能会恶化。

空中交通延误是现代空中交通管理（ATM）面临

的最具挑战性的任务之一。它不仅会损害乘客、航空公司和机场的利益，还会造成经济损失[6,7]。此外，空中交通延误还加剧了对自然环境的污染[8,9]。需要指出的是，由于多种因素的影响，空中交通延误必然会发生[5,10]。在过去的几十年里，人们非常努力地调查了延误的原因及其内部的因果关系[11,12]。在全面了解了造成空中交通延误的各种因素之间的关系后，科学家不遗余力地寻求补救措施以缓解延误问题[13–15]。其中代表性的举措包括空中交通流量管理（air traffic flow management, ATFM）[16,17]、地面等待策略（ground delay programs, GDP）[18,19]和协同决策（collaborative decision-making, CDM）[20–22]。事实证明，以上这些

\* Corresponding author.

E-mail address: [sameeralam@ntu.edu.sg](mailto:sameeralam@ntu.edu.sg) (S. Alam).

措施都能减缓空中交通延误。

虽然在缓解空中交通延误方面仍需要更多的合作和努力,但延误预测仍是现代空中交通管理中一个非常基础而又具有挑战性的任务[23,24]。在决策过程中,航班延误预测对于航空从业者具有重要意义[25,26]。因此到目前为止,研究人员研发出许多预测航班延误的方法。其中,以机器学习技术为代表的科学在延误预测方面的发展势头迅猛[27-30]。关于延误预测的文献综述可以在参考文献[26]中找到。尽管存在大量的航班延误预测方法,但由于可用的航班运营数据量和空中交通系统的高度复杂性,创建精确的预测模型或方法仍很困难。

实际上,航空公司制定航班日程表的目的是为了最大限度地增加乘客的流动。因此,一架飞机的行程通常由若干个航班组成(一个航班指的是两个机场之间的飞行,这是飞机行程的一部分)。因此,前序航班的延误会影响后序航班,造成延误的连锁反应,而一架飞机造成的连锁反应将继续导致其他飞机的连锁反应。因此,空中交通延误表现出的连锁反应对航空工作者十分不利[31]。根据连锁反应,也被称为延误传播[32]可知,前序航班的延误在复杂的空中交通系统中会不断传播。对延误传播的研究吸引了无数研究者的关注,这些研究人员不仅来自航空领域,还来自计算机科学、管理科学、系统科学等领域[33,34]。与延误预测的研究相比,延误传播的研究可能更具有吸引力,因为后者可以帮助定位造成延误的源头,计算连锁反应,了解延误的演变,并且能采取有效措施减弱连锁效应[31]。

关于航班延误传播的研究已经有很多。在这些研究中,研究人员研究了美国[32,35,36]、欧洲[37]和中国[38]等地区航班的延误传播现象。为了测量延误传播数量,研究人员设计了包括延误乘数(DM)指数[39]在内的几个指标。为了追踪初始的延误是如何传播的,科学家主要使用基于智能体的方法来建模传播过程[32,35,37]。由于延误,多个航班可能需要同时提供服务。为了解决这一冲突,科学家使用了排队论[36]。

因为空中交通涉及多种相互作用的因素,所以延误传播是一种集合现象[5,40,41]。将复杂网络理论和工具引入空中交通研究是必要而直接的[40,42,43]。虽然航空运输的复杂网络建模历史较短[44,45],但其系统化的视角给空中交通管理提供了新的思路。虽然现有的有关延误传播的研究大部分都集中于连锁反应预测,但一些关于延误传播分析的网络模型的研究已经显示出巨大的

潜力[35,36,46]。然而,据我们所知,参考文献[35,36,46]未能利用所构建的网络模型的时空特性。因此,这些工作不能全面了解延误传播动力学。

在本研究中,我们提出了有关空中交通延误传播动力学的动态网络视角。具体地说,对于一组给定的飞机日志,每个日志涵盖一个星期的飞行计划,我们用时空网络对每日交通场景进行建模,假定每架飞机的首飞段都有一个起飞延误。我们提出一种简单而有效的延误传播机制来传递飞机循环时的延误。如果多个航班由于延误而在同一机场同时请求服务,我们将应用我们开发的延误分配策略来对航班进行优先排序。在给定的时间点,我们构建了以延误起飞航班为边界的空间机场网络。在一天的周期中,我们构建了一个时空网络。接下来,我们分析了所构建的时空网络的性能程度,以量化延误传播动力的强度、速度和严重程度。为了验证所提出的网络视角的有效性,我们对2016年下半年在东南亚地区(SAR)和美国运营的国内航班开展了案例研究。结果表明,利用网络法可以得到延误传播过程的细节。实验还表明,SAR内的航班延误传播动力在强度、严重程度和速度方面与美国有很大的不同。

## 2. 相关背景信息

### 2.1. 空间网络

实践证明,网络建模是获取复杂系统性行为的有效工具[44,45]。一般来说,网络是节点和边的集合。网络的节点表示焦点网络或网络系统的组件,而边表示组件之间的相互作用或关系。从数学上讲,网络用 $G = \{V, E\}$ 与 $n = |V|$ 表示为节点集 $V$ 的基数,用 $m = |E|$ 表示为边集 $E$ 的基数。网络通常用邻接矩阵 $A$ 表示,其中的 $\alpha_{ij}$ 量化了节点 $i$ 和 $j$ 之间的关系。

本文研究了空中交通的延误传播动力。为了捕获系统延误,我们构建了以机场为节点的机场网络。对于机场网络 $G$ ,如果有一架航班从机场 $i$ 飞到机场 $j$ ,则创建一条连接节点 $v_i \in V$ 和 $v_j \in V$ 的边 $e_{ij} \in E$ 。

所构建的机场网络可以根据具体的计算目的进行加权或定向。由于机场包含地理信息,因此所构建的网络为空间网络[47]。

### 2.2. 时间网络

实际上,复杂系统通常随时间变化,它们的结构会随着时间而改变。为了追踪它们的变化,科学家开发了

一个有效的工具，即时间网络[48]。对于一个给定的时间段，一个时间网络 $G$ 可以用一个网络序列表示，即 $G = \{G^0, G^1, \dots, G^{t_{end}}\}$ ，其中， $G^t$ 为时间点 $t_i$ 的瞬时网络。

在本研究中，我们构建了机场网络。网络的边结构取决于空中交通需求，而空中交通需求是随时间变化的。因此，我们可以通过创建一个机场网络序列来建立时间机场网络。如前所述，机场包括地理信息。因此，我们所构建的机场网络是时空网络。

### 2.3. 空中交通延误

延误的概念在交通领域很普遍。在空中交通领域，延误通常被定义为计划航班运行时间与实际航班运行时间的差值。根据美国联邦航空管理局（Federal Aviation Administration, FAA）提供的定义，如果航班超过预定时间15 min或以上，则被视为延误[49]。在本研究中，如果航班延误符合这一定义，我们认为该航班延误。

飞机的飞行过程通常包括两个阶段：地面阶段，这一阶段包括起飞和降落；空中阶段（从轮子离开地面到轮子接触地面），这一阶段包括爬升、航行和下降。

航班延误可能发生在任何一个阶段。在地面阶段，主要有以下5种类型的延误。

- 起飞延误：实际起飞时间与预定起飞时间不同。
- 起飞前滑行延误：实际滑行时间与预定滑行时间不同。

- 着陆后滑行延误：着陆后实际滑行时间与预定滑行时间不同。
- 到达延误：实际到达登机口的时间和预定到达登机口的时间不同。
- 等泊时间延误：实际的等泊时间和预计等泊时间不同。

在空中阶段，空中延误是指实际空中时间与预定空中时间之间的差值。

## 3. 研究问题与贡献

### 3.1. 问题描述

本研究利用动态网络建模与分析，研究空中交通的延误传播动力学。图1是研究问题的概念图和基于网络研究方法的核心思想。

图1(a)描绘了一组飞机执行飞行路线的空中交通情景。条件是每架飞机的首段航程都有起飞延误。例如，如图1(a)底部所示，从望加锡出发飞往雅加达的航班起飞时间延误了10 min。由于航班的轮换，最初的延误会传播并引起其他航班的延误。我们的研究目的旨在了解延误传播动力学。更具体地说，我们的目标是回答以下问题：①延误传播有多少？②延误传播能持续多长时间？③延误传播的速度有多快？

为了探究这些问题的答案，我们提出了动态网络视

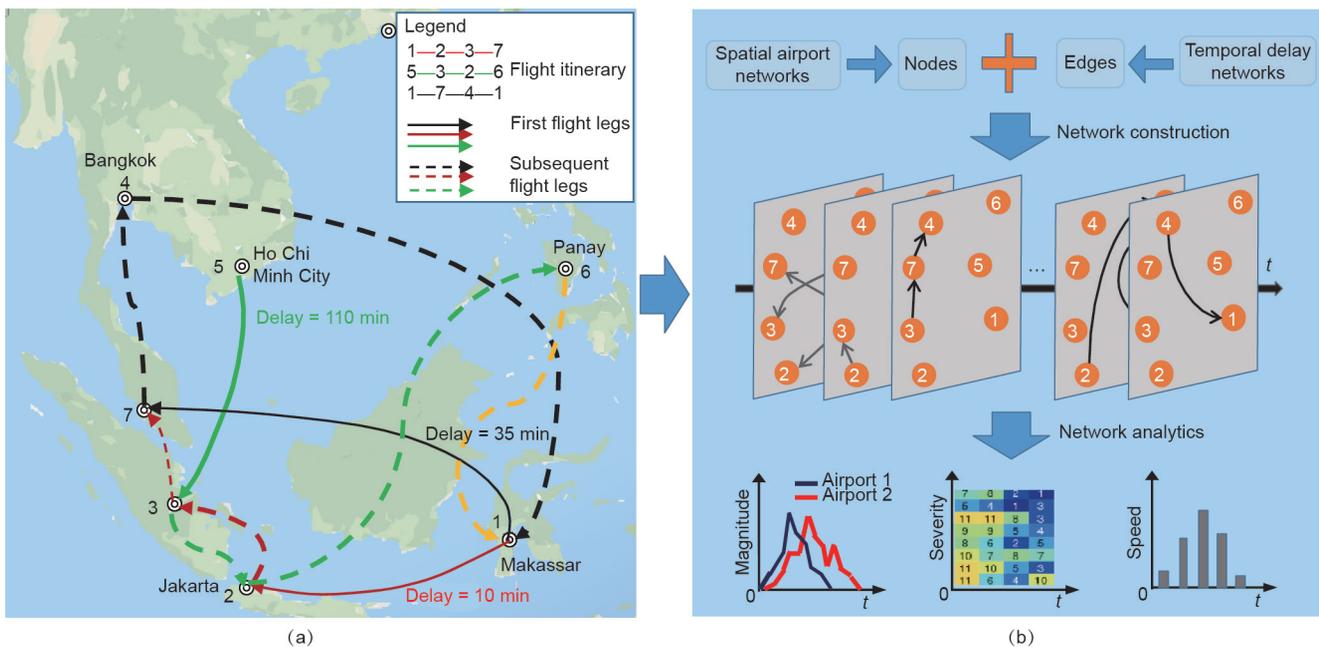


图1. 研究问题的概念图和所提出的动态网络方法的核心思想（研究空中交通延误的传播动力学）。(a) 4架飞机（以颜色区分）执行其飞行计划，而每架飞机首段航程均有起飞延误；(b) 对提出的网络方法进行总结。

角。首先将空中交通场景转换为一个时空机场延误网络，将空间机场作为节点，延误起飞航班作为边[图1(b)]。然后，我们分析了所构建的时空网络的程度属性，以量化延误传播动力的强度、严重程度和速度。

### 3.2. 研究贡献

本研究为理解空中交通的延误传播动力学提供了一个复杂的网络视角，对空中交通管理的发展有以下几点贡献：

(1) 为延误传播动力学提供了细粒度视图。现有的延误传播研究只提供了粗粒度的视图，本研究利用动态网络建模和分析，提供了一个细粒度的时空分辨率视图。在假定的机场、时间和持续周期内，基于网络的方法可以追踪延误传播的演变过程。

(2) 为策略性空中交通管理提供帮助。本研究从强度、严重程度和速度方面对延误传播动力学进行研究。所提出的网络方法可以用于实时的空中交通延误传播分析。因此，本研究的结果可以帮助航空公司提高对航班时刻表预评估的质量，通过连锁反应研究使其对航班时刻表进行相应的调整以减少空中交通延误。此外，由于网络方法可以利用时空分辨率追踪延误传播过程，所以本研究结果将助力航空导航服务提供商和机场提供更好的服务。

(3) 为民航协同决策提供帮助。民航协同决策被认为是现代空中交通管制的一个有前景的范例。本研究以SAR和美国的国内航班为例进行研究，结果表明只有枢纽机场会遭遇严重的延误传播。由于该方法可以实时估计假定机场的时间传播延误，因此航空公司可以选择适当的时间在枢纽机场使用民航协同决策，以减轻延误传播的影响。在采取若干协同决策措施之后，可以将本文所提出的方法重新应用于新的交通场景，以帮助决策者在空中交通管理中做出决策。

## 4. 研究方法

### 4.1. 方法概述

为了解决研究问题，我们首先对提出的方法进行概述，并在图2中描述该过程。

从图2可以看出，该方法的核心思想是构建时空机场网络。为了实现这一目标，我们开发了一种延误传播机制和一种延误分配机制。接下来，我们将详细阐述这两个关键要素。

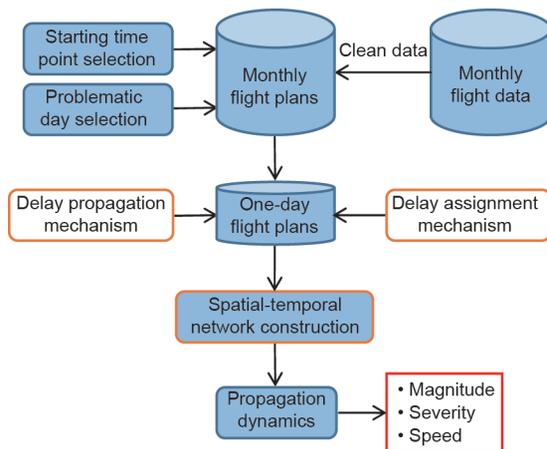


图2. 航空延误传播动力学的网络方法流程图。

### 4.2. 首段起飞延误

在本研究中，我们将首段起飞延误称为飞机行程中第一航段的延误。首段起飞延误为激励源，以引起连锁反应（出发延误和到达延误）。有两种方法可以计算首段起飞延误：从数据中获得或从给定分布中抽样。

这里，我们直接从真实的飞机运行数据中得出首段飞行的出发延误。这样做有两个原因：首先，从真实数据中获得首段起飞延误是直接且容易的；其次，基于采样的方法需要先验知识，如延误分布。

### 4.3. 延误传播机制

延误传播机制用于捕获连锁反应造成的延误。换句话说，对于所有航班 $f_i \in [1, N_f]$ ，传播机制用于估计实际起飞时间 $t_{AD}^f$ 和实际到达时间 $t_{AA}^f$ ，其中 $N_f$ 为航班总数。延误传播机制基于以下假设进行工作。

(1) 航班起飞时间不得提前5 min以上。现实中，航空公司可以提前制定飞行计划，从而提前出发（实际情况可能会比原定计划提前几个小时）。除了调整飞行计划，一旦完成所有必要的准备程序（如加油、有效载荷装载和乘客登机），一些航班可能会比计划稍早起飞。在我们的模型中，假设最早的起飞时间不能超过预定起飞时间5 min。

(2) 出发和到达同一机场的跑道不同。航班起降需要机场跑道服务。在本研究中，假设每个机场使用不同的跑道分别容纳起降航班。在实际情况中，某些机场只有一条跑道。此假设简化了后续建模。

(3) 缓解尾流的最小时间间隔为2 min。为了减轻尾流，我们将出发/到达的最小间隔时间设定为2 min。因此，每个跑道每小时最多可服务30个航班。考虑本研

究中大多数飞机都是中等大小，基于国际民用航空组织（ICAO）规定的尾流湍流类别[50]设置最小间隔时间。

(4) 空中飞行可能会有延误。由于对流天气、空域限制、机场拥挤等各种因素，航班可能会出现到达延误。与关于延误分析的现有研究不同，本研究假定航路阶段没有发生延误，将飞机的机载延误引入了我们的模型。我们假设航班的空中延误是起飞延误和预定飞行时间的非线性函数。该假设还提供了航班减少空中延误的可能性。

基于以上假设，接下来我们将通过以下方式对所有的 $f_i \in [1, N_i]$ 进行 $t_{AD}^i$ 以及 $t_{AA}^i$ 估算。

(1) 如果 $f_i$ 是飞机行程的第一航段，则对 $t_{AD}^i$ 的估算如下：

$$t_{AD}^i = t_{SD}^i + T_{DD}^i \quad (1)$$

式中， $t_{SD}^i$ 和 $T_{DD}^i$ 代表预定的起飞时间和航班起飞延误。

(2) 如果 $f_i$ 是飞机行程的中间飞行航段，则可以通过以下方式对 $t_{AD}^i$ 进行估算：

$$\begin{cases} t_{AD}^i = t_{SD}^i & \text{if } t_{AA}^{f_{i-1}} + T_{TA}^{f_{i-1}} \leq t_{SD}^i \\ t_{AD}^i = t_{AA}^{f_{i-1}} + T_{TA}^{f_{i-1}} & \text{if } t_{AA}^{f_{i-1}} + T_{TA}^{f_{i-1}} > t_{SD}^i \end{cases} \quad (2)$$

式中， $T_{TA}^{f_{i-1}}$ 表示航班 $f_{i-1}$ 的最短周转时间，航班 $f_{i-1}$ 是 $f_i$ 的前一航班。

需要注意的是，不同的飞机对应不同的最小周转时间。通常，较大尺寸的飞机需要的最小周转时间更长。对于给定的一组飞行计划，我们将飞机分为三类：中型、大型和重型。然后，将最小周转时间 $T_{TA}$ 分别设置为60 min、90 min和120 min。

(3) 根据 $t_{AD}^i$ ，计算航班 $t_{AA}^i$ 的实际到达时间，如下所示：

$$t_{AA}^i = t_{AD}^i + T_{EF}^i = t_{AD}^i + T_{SF}^i + \tau^i \quad (3)$$

式中， $\tau^i$ 是一个随机变量，表示计划的飞行时间 $T_{SF}^i$ 与估计的飞行时间 $T_{EF}^i$ 之间的偏差。

在本研究中，我们使用多变量非线性回归对 $\tau^i$ 进行估算。具体如下：

$$\tau^i = a_0 + a_1 T_{DD}^i + a_2 (T_{SF}^i)^2 \quad (4)$$

式中，参数 $a_0$ 、 $a_1$ 、 $a_2$ 从历史航班运行数据中获悉。

#### 4.4. 延误分配机制

由于航班延误，多个航班可能会在同一机场同时出发。同样地，多个航班可能同时到达终点。因此，有必要对所有出发和到达航班进行优先排序，并为请求出发或到达的航班分配延误。鉴于这种情况，建议使用以下混合的出发和到达延误分配机制，以进一步更新 $t_{AD}^i$ 和 $t_{AA}^i$ 。

算法1定义了当多个航班要求与航班 $f_i$ 同时离开同一机场时，对 $t_{AD}^i$ 进行更新的方式。在算法1的第6步中，变量 $T_\delta$ 表示避免出发或到达的尾流湍流的最小时间间隔。

---

#### Algorithm 1. Departure delay assignment mechanism.

---

1. For a given airport at time  $t$ , identify the departure flight sequence  $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$  with  $t_{AD}^i = t, \forall i \in \{1, n\}$ .
  2.  $T_{DD}^i = \{t_{AD}^i - t_{SD}^i | \forall f_i \in F\}$ ; //departure delays for all  $f_i \in F$ .
  3. If size (unique ( $T_{SD}^F$ ))=1, i.e., all the flights have the same delay, then  $\text{idx} = \text{SortRandom}(T_{DD}^F)$ , i.e., obtain a sequence  $\text{idx}$  for all  $i \in [1, n]$  based upon the random sorting of  $T_{DD}^F$ ; otherwise, do the following:
    - a.  $\text{idx} = \text{SortDecend}(T_{DD}^F)$ , if  $\max(T_{DD}^F) \leq 0$ ;
    - b.  $\text{idx} = \text{SortAscend}(T_{DD}^F)$ , if  $\min(T_{DD}^F) \geq 0$ ;
    - c. If  $\min(T_{DD}^F) < 0 \wedge \max(T_{DD}^F) > 0$ , then
      - i.  $\text{idx1} = \text{SortAscend}(T_{DD}^F) \geq 0$ ;
      - ii.  $\text{idx2} = \text{find}(T_{DD}^F < 0)$ ;
      - iii.  $\text{idx} = [\text{idx1}, \text{idx2}]$ .
  4. Set  $F = F(\text{idx})$ ; //reordered flight sequence.
  5. Set  $t_{AD}^i = t$ ; //the first flight in  $F$  departs at time  $t$ .
  6. Set  $F' = F$  and  $t_{AD}^i = t + T_\delta, \forall f_i \in F'$ ; //each of the rest flights is delayed for  $T_\delta$  min.
- 

当多个航班要求如航班 $f_i$ 那样同时到达同一机场时，为了更新 $t_{AA}^i$ ，进一步开发了到达延误分配机制。本文所提出的到达延误分配机制的工作方式与算法1中所示的完全相同。这两种机制是同时实现的。

#### 4.5. 时空网络建设

上述延误传播和分配机制的目的是估计所有航班的实际出发或到达时间。根据估计的实际出发时间，对于给定的时间范围 $[t_0, t_{\text{end}}]$ ，以1 min的时间分辨率构建时空网络 $G = \{G^{t_0}, G^{t_1}, \dots, G^{t_{\text{end}}}\}$ ，即 $t_1 - t_0 = 1 \text{ min}$ 。每个瞬时时空网络 $G^{t_i}$ 捕获了在时间 $t_i$ 出发的延误航班。具体来说，

对于网络 $G^t$ 而言,在其起点一目的地(OD)之间构建边,边的权重为在 $t_i$ 时刻出发的对应航班的出发延误(以分钟为单位)。例如,如果某个航班在 $t_i$ 时刻从机场 $a$ 出发,其起飞时间比计划的时间晚10 min,并且要飞往机场 $b$ ,则在网络的节点 $a$ 和 $b$ 之间构造一条边权重为10的边。 $G^t$ 可能为空值,因为在 $t_i$ 时刻所有航班都可能同时处于空中和(或)地面上。

根据美国联邦航空管理局的指示,在考虑出发的情况下,如果 $T_{DD}^f \geq 15$ ,则认为航班 $f_i$ 延误。在构造 $G^t$ 时,只要 $T_{DD}^f \geq 1$ ,则在航班 $f_i$ 的OD之间建立一个边。这样做的好处是,通过给定的延误阈值(如15 min、30 min等)从 $G^t$ 中提取对应的子网,由其构造的时空网络可以分析不同延误级别的延误传播。

#### 4.6. 延误传播动力学

在文献中,DM指数是用于衡量连锁反应延误的最广泛的度量标准,可以表示为 $DM = (D + I)/I$ ,其中 $I$ 和 $D$ 分别表示初始延误和连锁反应延误。在本研究中,将预测的起飞延误 $t_{DD}^f$ 作为航班 $f_i$ 的 $D$ ,因为 $t_{DD}^f$ 的预测是所有航班延误传播的协作行为的结果。

DM度量可以直接有效地反映总体的反应性延误。然而,其主要优点也是其主要缺点。DM度量不能反映延误传播过程的时空动态,而这正是本文提出基于时空网络观点的原因所在。

对于构造的时空网络 $G$ ,利用 $A^t$ 来表示其瞬时时空网络 $G^t$ 的邻接矩阵。 $\delta$ 为一个持续时间。将矩阵 $A^{\phi\delta}$ 进一步定义如下:

$$A^{\phi\delta} = \sum_{t_i \in \Gamma} A^{t_i} \quad (5)$$

式中, $\Gamma = [t_0 + (\phi - 1)\delta, t_0 + \phi\delta]$ , $\phi \in \Phi = [1, (t_{\text{end}} - t_0)/\delta]$ 。 $\phi$ 是 $\Phi$ 范围内的整数。矩阵 $A^{\phi\delta}$ 表示 $\Gamma$ 时间段内瞬时时空网络 $G^t$ 的累积网络。如4.5小节所述,瞬时时空网络 $G^t$ 可以为空。通过定义 $A^{\phi\delta}$ ,可以避免直接分析时空网络。

然后,通过以下方式分析 $A^{\phi\delta}$ 的时空性质并量化延误传播动力。

(1)强度。根据遭受连锁反应而延误的飞行次数(以下以DP-mag1表示)和延误量(以下以DP-mag2表示)来量化延误传播的强度。设 $\alpha_{ij}^{\phi\delta}$ 为 $A^{\phi\delta}$ 的项,则相对于 $\Gamma$ 的DP-mag1和DP-mag2的计算如下:

$$\text{DP-mag1} = \left\{ d_{i1}^{\phi\delta} \mid d_{i1}^{\phi\delta} = \left\| \left\{ \alpha_{ij}^{\phi\delta} \mid j \in [1, n] \right\} \right\|_0, \forall i \in [1, n] \right\} \quad (6)$$

$$\text{DP-mag2} = \left\{ d_{i2}^{\phi\delta} \mid d_{i2}^{\phi\delta} = \sum_{j=1}^n \alpha_{ij}^{\phi\delta}, \forall i \in [1, n] \right\} \quad (7)$$

在以上等式中,元素 $d_{i1}^{\phi\delta}$ 和 $d_{i2}^{\phi\delta}$ 分别表示以矩阵 $A^{\phi\delta}$ 为特征的网络节点 $i$ 的未加权重和加权重。因此,强度度量可以捕获延误航班的数量以及每个机场在给定时间段内的延误量。

(2)严重程度。根据强度的定义,进一步定义时间窗口 $[t_0, t_{\text{end}}]$ 的延误传播严重程度,如下所示:

$$\text{DP-sev1} = \left\{ d_{i1} \mid d_{i1} = \max \left( \phi \in \Phi^{\text{arg}} d_{i1}^{\phi\delta} \geq \overline{d_{i1}^{\phi\delta}} \right) - \min \left( \phi \in \Phi^{\text{arg}} d_{i1}^{\phi\delta} \geq \overline{d_{i1}^{\phi\delta}} \right), \forall i \in [1, n] \right\} \quad (8)$$

$$\text{DP-sev2} = \left\{ d_{i2} \mid d_{i2} = \max \left( \phi \in \Phi^{\text{arg}} d_{i2}^{\phi\delta} \geq \overline{d_{i2}^{\phi\delta}} \right) - \min \left( \phi \in \Phi^{\text{arg}} d_{i2}^{\phi\delta} \geq \overline{d_{i2}^{\phi\delta}} \right), \forall i \in [1, n] \right\} \quad (9)$$

式中, $\overline{d_{i1}^{\phi\delta}}$ 和 $\overline{d_{i2}^{\phi\delta}}$ 分别由下式计算:

$$\overline{d_{i1}^{\phi\delta}} = \frac{\delta}{t_{\text{end}} - t_0} \sum_{\phi} d_{i1}^{\phi\delta} \quad (10)$$

$$\overline{d_{i2}^{\phi\delta}} = \frac{\delta}{t_{\text{end}} - t_0} \sum_{\phi} d_{i2}^{\phi\delta} \quad (11)$$

从以上等式可以看出,延误严重程度实际上是测量强度开始超过其平均值的时间点与强度从平均值开始减小的时间点之间的持续时间。因此,延误严重程度是传播强度可以持续的时间。

(3)速度。根据强度和严重程度的定义,对于给定的时间窗口 $[t_0, t_{\text{end}}]$ ,对传播速度进行量化,如下所示:

$$\text{DP-spe} = \left\{ d^{\phi\delta} \mid d^{\phi\delta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{i1}^{\phi\delta}, \forall \phi \in \Phi \right\} \quad (12)$$

从式(12)可以看出,以延误航班数为单位, $d^{\phi\delta}$ 表示所有机场之间的平均延误传播强度。此处不再赘述关于 $d_{i2}^{\phi\delta}$ 的延误传播速度的定义,因为它具有与以上公式化的定义类似的形式。

## 5. 实验研究

### 5.1. 测试实例

第4节详细阐述了所提出的网络方法,以了解航空延误的传播动态。本节将说明该方法在实际飞行计划数据中的应用。

### 5.1.1. 东南亚地区航班

在本研究中，我们将SAR的航班作为第一个案例研究。SAR是亚洲的一个分区，由11个国家组成，总土地面积约为 $4.5 \times 10^6 \text{ km}^2$ ，也是仅次于南亚和东亚的世界第三大人口最多（总人口超过6.41亿）的地理区域。因此，SAR（有700多个机场）在世界经济发展和航空运输产业中都发挥着重要作用。

我们从新加坡民航局（CAAS）提供的广播式自动相关监视（ADS-B）数据中获取了SAR的航班时刻表，该数据涵盖国内和全球航班的航班时刻表，时间跨度包含2016年的6个月（六月、七月、九月、十月、十一月和十二月）。从这6个月的ADS-B数据中筛选出SAR的航班时刻表。

图3展示了从6个月的ADS-B数据得出的空间机场网络。边的权重等于其两个相连机场之间飞行的航班数量。图3所示的网络具有139个节点和376条边。对于SAR机场网络，进一步计算节点的权重，然后，根据节点的权重对其进行排序。

表1的上半部分总结了SAR排名前22位的最繁忙的机场的基本信息。从表1可以看出，节点吉隆坡国际机场（WMKK）的未加权等级最大（为51），其次是节点新加坡樟宜机场（WSSS）的权重（为42）。马来西亚吉隆坡国际机场与SAR中其他机场的联系数量最多。尽管新加坡樟宜机场是第二大节点，但表1记录的加权度 $k_w$ 值表明，印度尼西亚苏加诺-哈达国际机场（WIII）可以容纳比新加坡樟宜机场更多的航班。在SAR，马来西亚和泰国拥有最繁忙的机场。

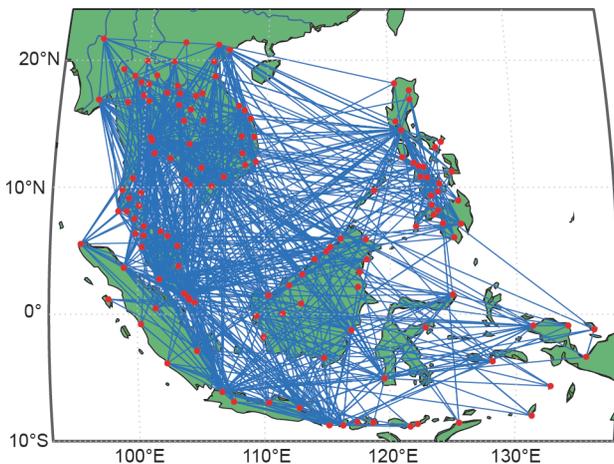


图3. 使用收集的2016年6个月的ADS-B数据构建SAR机场网络。如果两个端点之间有航班，则创建一个边。

### 5.1.2. 美国的航班

第二个案例研究以美国的航班为例。已有文献对美国航班数据进行广泛验证。关键原因是美国飞行数据的收集策略已经确立，并且该数据可供公众使用，人们可以从网站上获取美国航班10年的飞行运行数据。

为了更好地进行比较，我们从美国运输统计局（Bureau of Transportation Statistics, BTS）网站获得了与SAR数据在同一时间段内的美国国内航班时刻表。根据美国6个月的国内航班时刻表，构建相应的机场网络（图4）。

图4所示的网络具有302个节点和2160条边。就节点和边的数量而言，美国的机场网络比SAR的更复杂。表1的下半部分总结了美国排名前22位的最繁忙的机场的基本信息（按加权程度排序）。

从表1可以看出，美国机场的未加权度 $k$ 值比SAR机场的大。与SAR中的每个顶级机场相比，美国的22个顶级机场与其他机场有更多的联系。SAR的每个机场平均连接2.7个机场，而美国机场平均连接7.2个机场。通过加权度 $k_w$ 值可看出，机场数量和机场连接数量越多，其吞吐量就越高。

### 5.2. 飞行日志构建

本研究旨在调查连锁反应延误的传播动力学。为此，需要构建飞行日志，以追踪连续飞行航程之间的延误传播。所获得的飞行数据包含所有飞机的尾号，该尾号是飞机的唯一标识符。尾号相同的航班对应同一架飞机。基于航班的尾号，我们根据所有航班的预定起飞时间按时间顺序对所有航班进行排序，从而构建航班飞行日志。

### 5.3. 延误统计信息概述

SAR和美国的航班时刻表提供了航班的计划时间和

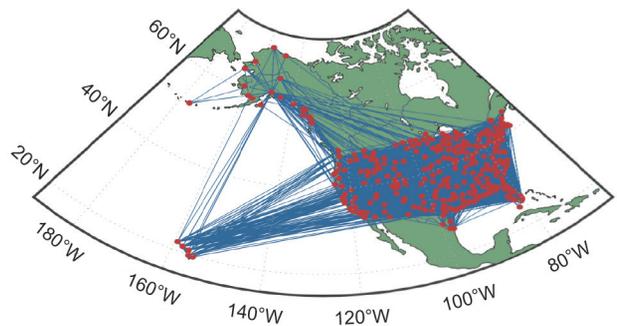


图4. 使用收集的2016年的6个月ADS-B数据构建的美国机场网络。如果两个端点之间有航班，则创建一个边。

表1 SAR和美国排名前22位的机场权重

Region/country	Airport	Country	City	$k$	$k_w$
SAR	WMKK	Malaysia	Selangor	51	70 611
	WIII	Indonesia	Tangerang	27	59 199
	WSSS	Singapore	—	42	44 002
	VTBS	Thailand	Bangkok	23	28 831
	VTBD	Thailand	Bangkok	39	27 343
	RPLL	Philippines	Manila	36	25 312
	VVTS	Vietnam	Ho Chi Minh	24	15 374
	WADD	Indonesia	Bali	15	13 930
	WARR	Indonesia	Sedati	12	12 261
	VTSP	Thailand	Phuket	11	11 323
	VVNB	Vietnam	Hanoi	24	9 757
	WMKP	Malaysia	Penang	15	9 397
	WBKK	Malaysia	Sabah	12	8 664
	WBGG	Malaysia	Sarawak	9	8 566
	VTCC	Thailand	Chiang Mai	15	7 916
	RPVM	Philippines	Cebu	14	7 273
	WIMM	Indonesia	Medan	9	7 239
	VTSM	Thailand	Koh Samui	7	5 992
	VVDN	Vietnam	Da Nang	11	5 055
	WAAA	Indonesia	Makassar	10	4 861
	VDPP	Cambodia	Phnom Penh	8	4 204
	RPMD	Philippines	Davao	6	3 869
United States	ATL	USA	Atlanta	162	379 484
	ORD	USA	Chicago	146	240 736
	DEN	USA	Denver	135	225 428
	LAX	USA	Los Angeles	83	214 620
	DFW	USA	Dallas-Fort Worth	128	189 947
	SFO	USA	San Francisco	81	171 022
	PHX	USA	Phoenix	87	155 204
	LAS	USA	Las Vegas	74	148 706
	SEA	USA	Seattle	74	134 638
	IAH	USA	Houston	109	132 419
	MSP	USA	Minneapolis	118	129 429
	DTW	USA	Detroit	108	123 411
	BOS	USA	Boston	59	120 176
	MCO	USA	Orlando	69	115 166
	EWR	USA	Newark	87	113 181
	SLC	USA	Salt Lake City	84	108 153
	CLT	USA	Charlotte	6	107 916
	BWI	USA	Baltimore	61	97 194
	LGA	USA	New York	64	93 118
	JFK	USA	New York	58	89 522
MDW	USA	Chicago	65	87 325	
SAN	USA	San Diego	47	78 294	

$k$ : unweighted degree;  $k_w$ : weighted degree.

实际时间, 根据这些时间, 可以知道航班的实际延误时间。接下来介绍有关延误的基础统计研究。

从图5的上半部分可以看到, 在研究的6个月的每一个月内, SAR的运营机场数量约为130个, 几乎是美国运营机场数量的三分之一。此外, SAR的每月运营航班数量约为5万, 几乎是美国的十分之一。从图5的上半部分也可以看出, SAR航班的准点率比美国航班低, 但是SAR的平均航班延误远低于美国。

图5中间部分和底部分别显示了SAR和美国航班延误的概率分布, 以及延误分布的曲线拟合。在曲线拟合过程中, 使用以下三种类型的分布: 韦伯分布、对数正态分布和指数分布, 其概率分布函数分别表示为:  $f(x) = \frac{k}{\lambda} (\frac{x}{\lambda})^{k-1} e^{-(x/\lambda)^k}$ 、 $f(x) = \frac{1}{\lambda\sqrt{2\pi x}} e^{-(\ln x - u)^2 / (2\sigma^2)}$  和  $f(x) = \alpha e^{\beta x}$ , 其中 $\lambda$ 、 $k$ 、 $u$ 、 $\sigma$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 均为常量。

虽然不同月份的平均延误率不同, 但SAR和美国航班在不同月份的延误分布有许多相似之处。对于这些曲线拟合, 由于 $R^2$ 和均方根误差 (RMSE) 这两个统计度量指标, 韦伯分布得到最佳拟合曲线。曲线拟合结果表明, 正延误服从韦伯分布。

### 5.4. 延误日期的选择

原始航班时刻表数据是按照月份记录的, 但鉴于一个月内不同日期的航班延误具有特殊性, 且由于空中交通与技术、操作和气象问题有关, 因此以一天为单位分析延误传播动力学。具体来说, 从给定的每个月份的数据中提取每日的航班时刻表, 作为后续分析的基础。

在本研究中, 从每个月中选取4天, 即平均出发延误最高和最低的各两天, 作为研究的日期。所选取的日期及其相应的基本信息如表2所示。

### 5.5. 选取起始时间点

当确定了某一天有延误时, 从原始的飞行数据中提取24 h的飞行计划。要做到这一点, 必须确定起始时间点, 从这个时间点最终可以制定飞行路线。因为选择的出发时间点不同会导致航班行程的不同, 从而影响最终的结果。

为了确定起始时间点, 我们首先以一小时为间隔, 在00:00到24:00的时间内将6个月的交通需求可视化。

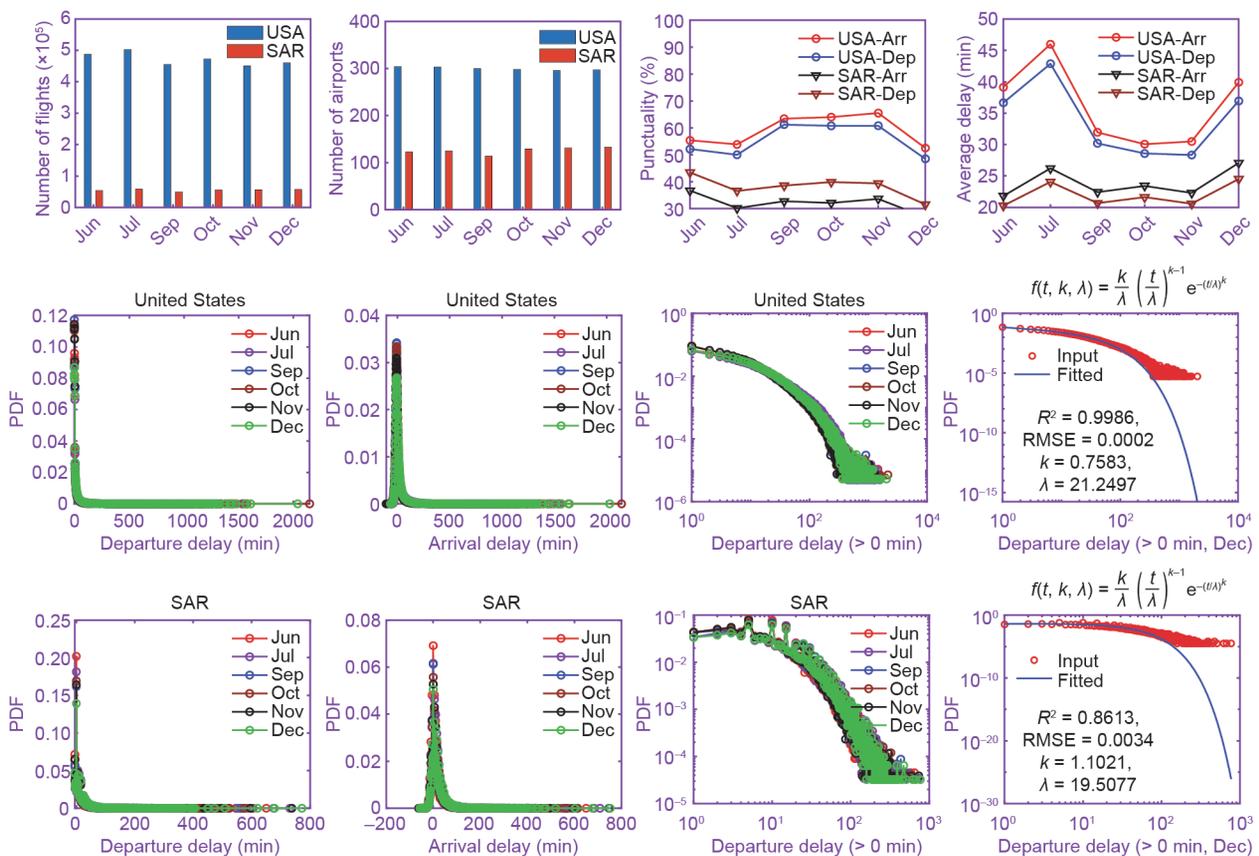


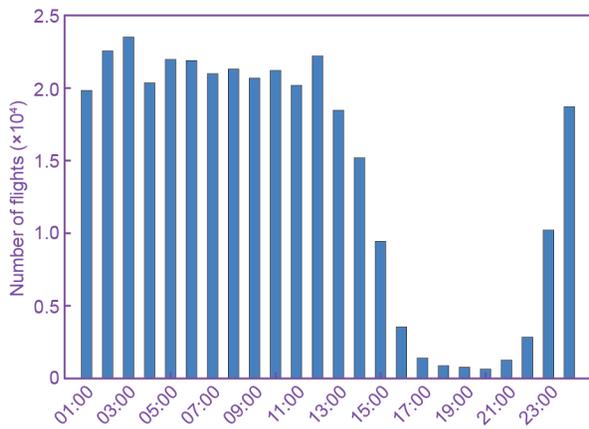
图5. 2016年记录的SAR和美国航班运行数据的延误统计。Arr: 到达; Dep: 出发; PDF: 飞机延误的概率分布; RMSE: 均方根误差。

表2 为研究SAR和美国航班延误传播动力学而从数据中所选取的日期

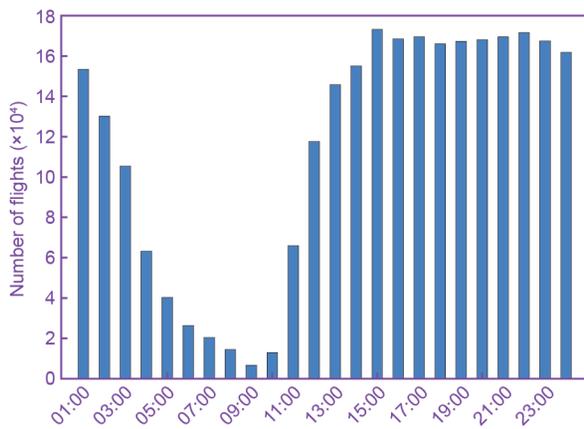
Region/country	Day	$N_f$	$N_f^1/N_f$	$N_f^{15}/N_f$	$\bar{T}_{DD}$ (minute per flight)	
SAR	Jun, 17	1 381	63.34%	32.34%	24.0	
	Jun, 2	1 355	62.60%	29.47%	23.3	
	Jul, 18	1 519	63.79%	31.11%	30.8	
	Jul, 8	1 617	61.22%	29.27%	30.7	
	Sep, 9	1 358	70.47%	43.61%	29.3	
	Sep, 29	1 225	64.08%	32.42%	28.2	
	Oct, 14	1 501	66.84%	31.27%	28.0	
	Oct, 30	1 367	59.90%	30.51%	27.0	
	Nov, 2	1 425	61.14%	32.50%	27.3	
	Nov, 1	1 355	62.90%	32.63%	25.4	
	Dec, 16	1 730	76.27%	43.54%	30.4	
	Dec, 23	1 567	76.57%	42.40%	29.1	
	Jun, 9	1 202	48.90%	16.17%	15.6	
	Jun, 12	911	47.59%	18.17%	16.1	
	Jul, 6	1 379	58.67%	24.81%	18.7	
	Jul, 25	1 519	60.22%	24.87%	19.6	
	Sep, 13	1 186	54.13%	17.71%	16.0	
	Sep, 12	1 250	61.02%	24.29%	16.9	
	Oct, 10	1 306	58.61%	20.65%	17.2	
	Oct, 21	1 470	59.30%	23.42%	17.3	
	Nov, 30	1 514	59.74%	23.63%	15.9	
	Nov, 19	1 450	59.07%	21.76%	16.8	
	Dec, 14	1 454	65.91%	27.71%	17.9	
	Dec, 31	1 224	58.30%	23.76%	18.4	
	United States	Jun, 14	10 393	49.62%	26.23%	40.8
		Jun, 28	10 280	51.38%	29.70%	40.5
		Jul, 21	9 936	59.07%	37.65%	57.1
		Jul, 28	10 438	51.48%	30.18%	48.9
		Sep, 21	9 319	39.50%	19.81%	40.5
		Sep, 2	10 517	44.06%	20.87%	35.7
		Oct, 25	9 110	38.09%	17.43%	34.9
Oct, 30		7 701	41.59%	20.85%	34.5	
Nov, 15		9 463	41.29%	21.10%	34.8	
Nov, 4		9 652	41.08%	19.12%	33.0	
Dec, 17		8 766	76.90%	56.55%	71.8	
Dec, 18		9 272	77.55%	55.18%	64.0	
Jun, 1		8 213	42.91%	18.16%	23.5	
Jun, 20		10 583	41.91%	17.87%	26.7	
Jul, 12		10 113	40.20%	18.21%	27.7	
Jul, 10		9 728	42.37%	18.70%	27.9	
Sep, 4		5 931	26.32%	10.02%	22.0	
Sep, 15		9 916	37.11%	13.00%	22.1	
Oct, 1		6 314	33.96%	11.83%	20.2	
Oct, 6		9 314	42.14%	16.46%	21.1	

Region/country	Day	$N_f$	$N_f^1/N_f$	$N_f^{15}/N_f$	$\bar{T}_{DD}$ (minute per flight)
	Nov, 25	5 363	26.60%	8.24%	18.1
	Nov, 24	7 505	25.99%	7.74%	20.2
	Dec, 1	6 924	36.52%	13.54%	22.4
	Dec, 2	8 980	36.98%	15.44%	24.8

$N_f^1$ : number of flights with  $\bar{T}_{DD}^f \geq 1$ ;  $N_f^{15}$ : number of flights with  $\bar{T}_{DD}^f \geq 15$ .



(a)



(b)

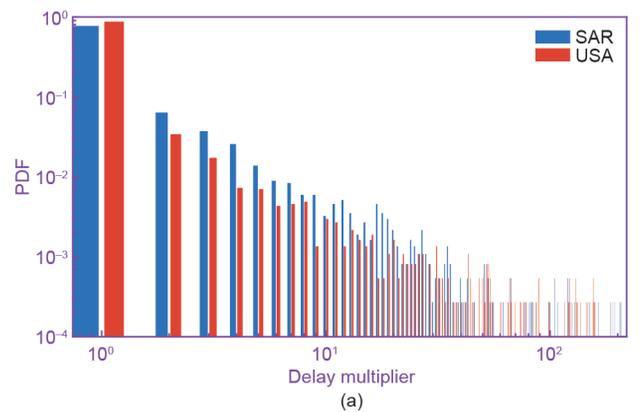
图6. 从00:00到24:00 (UTC时间), 每隔1 h, 6个月的交通需求分布。(a) SAR; (b) 美国。

统计数据如图6所示。

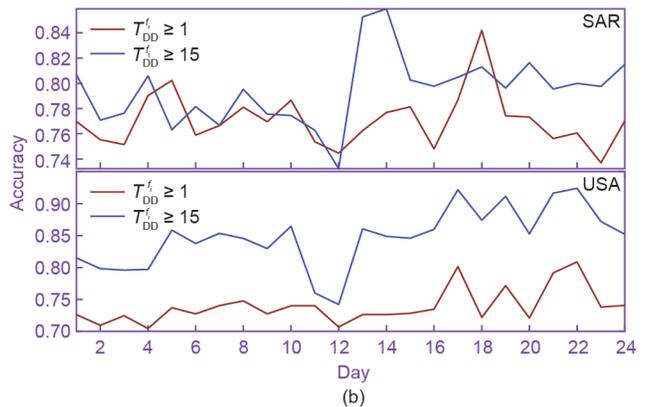
从图6 (a) 可以看出, 晚上20:00可以被视为非峰荷时间, 因为在这个时间段航班数量相对较少; 而图6 (b) 表明, 美国空中交通的非峰荷时间是上午9:00。在本研究中, 我们选取图6所示的非峰荷时间作为起始时间点, 分别从SAR和美国航班时刻表中建立每日航班行程。

### 5.6. 连锁反应延误分析

对于每个选定的有延误的日期, 结合初始航班延



(a)



(b)

图7. DM度量值的分布 (a) 和24 d内延误航班的分类精度 (b)。

误, 应用延误传播和分配机制, 以计算剩余航段的连锁反应延误。为了研究SAR和美国航班连锁反应延误之间的差异, 我们计算了DM值。此外, 基于预测的连锁反应延误, 我们计算了延误航班的分类精度。

图7 (a) 是DM度量值的分布, 该度量值用于研究24 d的连锁反应延误。从图7可以看出, DM值大多分布在1~2的范围内, 这表示1 min的初始延误将导致大约1 min的连锁反应延误。

从图7的中间部分可以观察到, SAR的 $T_{DD}^f \geq 1$ 的航班和 $T_{DD}^f \geq 15$ 的航班的延误精度分别在78%和80%左右, 而美国航班的对应精度分别在72%和85%左右。目前已有研究, 对于 $T_{DD}^f \geq 1$ 的航班延误精度的分类见参考文献

[29,30,35], 分别为70%、74.2%和82.7%。图7中的记录结果表明, 延误传播和分配机制的提出是有意义的, 因此, 对延误传播动力学的后续分析是可靠的。

### 5.7. 延误传播动力学

DM度量是一种应用极为广泛的度量时延传播效应的指标。然而, 如图7所示, DM度量很难为延误传播动力学的强度、严重程度和速度提供有用的信息, 基于这种原因, 我们提出了动态网络方法。

基于连锁反应延误, 构建时空网络。为了得到延误传播的动态, 以每小时的量化度构建时空网络。具体来说, 在网络建模过程中, 我们设置 $\delta = 60 \text{ min}$ , 因而可

以得到 $\Phi = [1, 24]$ 。

### 5.7.1. 延误传播强度

由图5可知, 到达和出发延误具有近似线性的关系, 因此, 本文只关注出发延误。图8为关于DP-mag1的延误传播强度。2016年7月18日, 在SAR的八大机场中, 吉隆坡国际机场、苏加诺-哈达国际机场和新加坡樟宜机场最为拥挤, 因为它们每小时约有8个航班延误, 其余机场每小时约有3个航班延误。2016年11月30日, 由于平均延误时间小于2016年7月18日, 因此前八大机场的拥堵程度相对较低, 而前三大机场仍然是最拥挤的。

从图8可以清楚地看出, 美国机场的延误传播强度

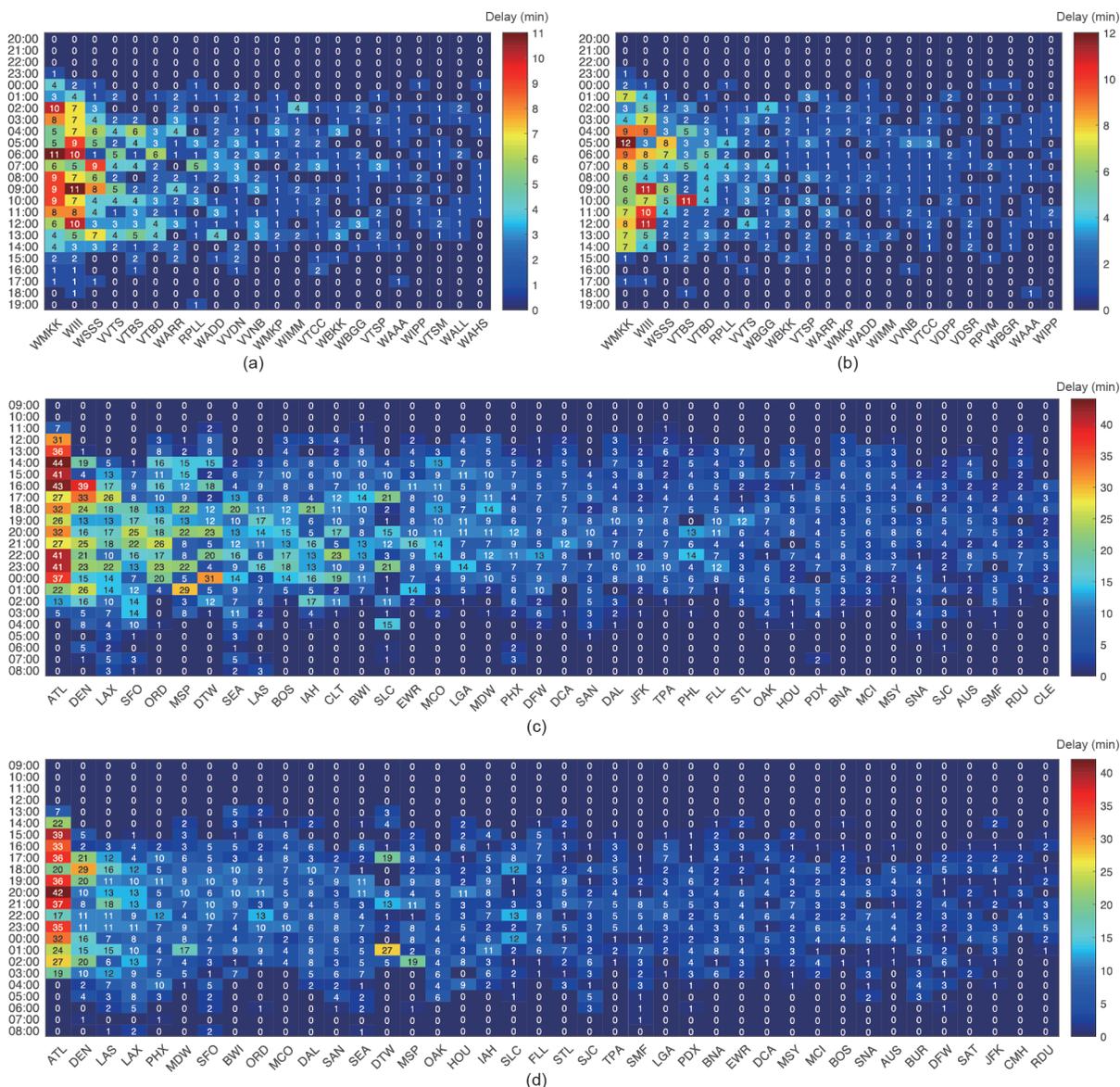


图8. 基于DP-mag1指标的延误传播强度。2016年7月18日(a)和11月30日(b) SAR前22个机场的DP-mag1值; 2016年7月21日(c)和11月25日(d)美国前40个机场的DP-mag1值。

高于SAR。在美国40个最繁忙的机场中，大约30%的机场在所研究的日期中（即2016年7月21日和11月25日）出现拥堵，而排名前两位的机场[即亚特兰大机场(ATL)和丹佛国际机场(KDEN)]拥堵最严重，每个机场大约有30个航班延误。

延误传播量与延误航班数呈显著正相关，与机场等级呈正相关。接下来，根据每个机场发生的延误量来研究延误传播强度。相应的结果如图9所示。

从图9可以看出，吉隆坡国际机场在2016年7月18日（平均74 min）和11月30日（平均64 min）出现严重延误。假设机场以最大吞吐量运行，即1 h内有30个

航班起飞，2016年7月18日每个航班平均延误2.5 min。2016年11月30日的交通拥堵程度低于7月18日，平均延误时间减少到2 min。苏加诺-哈达国际机场和新加坡樟宜机场在这两天都有严重的延误。对于清迈国际机场(VTCC)、槟城国际机场(WMKP)等一些机场来说，虽然地面延误的航班不多，但由于连锁反应延误仍造成航班严重延误。

图9(c)、(d)表明，美国航班的延误传播强度比SAR的更显著。7月21日，最拥堵的亚特兰大机场遭遇严重延误。从图9可以看出，亚特兰大机场每小时的延误约为300 min。换言之，地面上的每个航班平均有

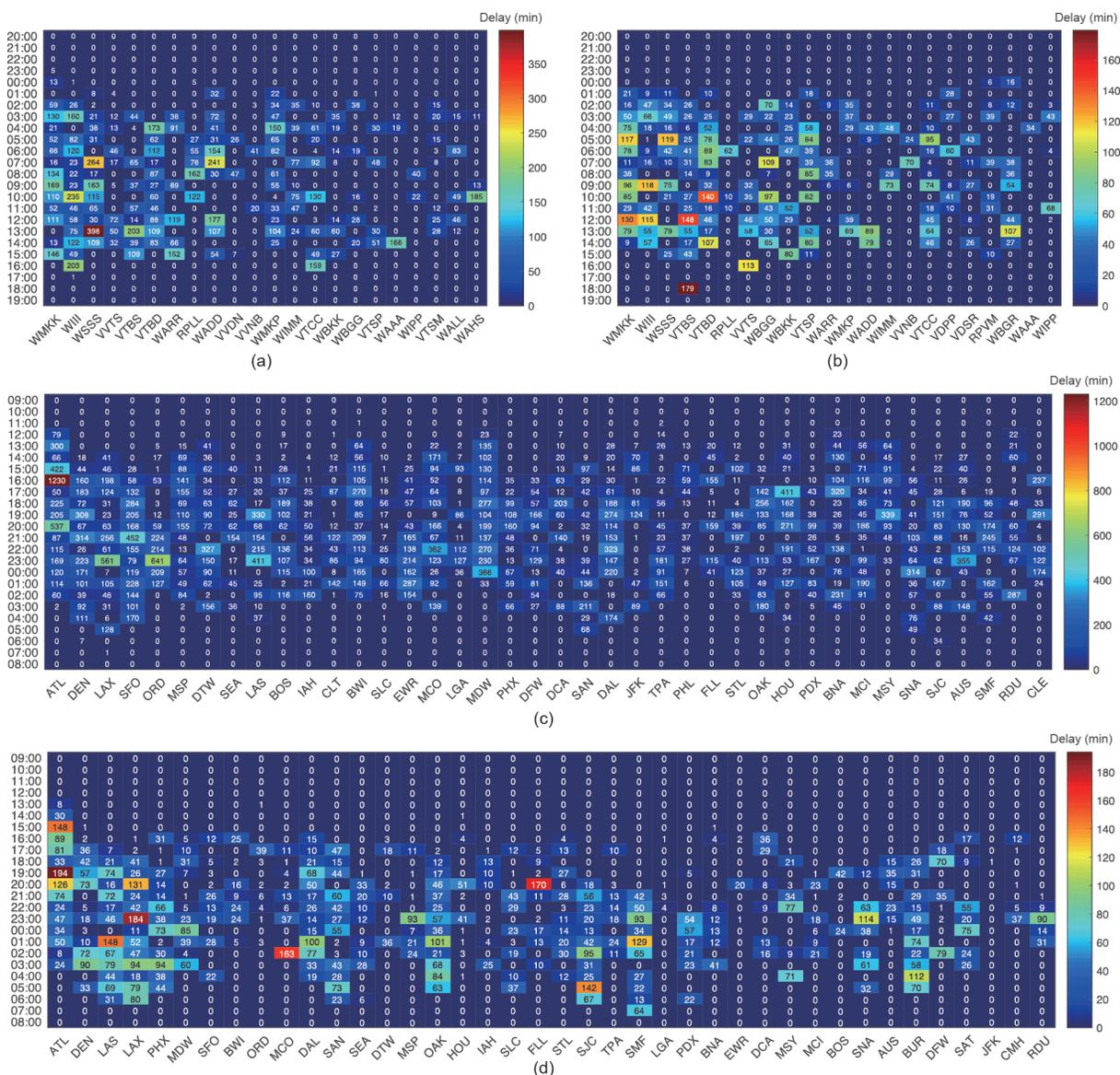


图9. 基于DP-mag2指标的延误传播强度。2016年7月18日(a)和11月30日(b) SAR前22个机场的DP-mag2值；2016年7月21日(c)和11月25日(d)美国前40个机场的DP-mag2值。

10 min的延误传播。11月25日，每个航班的平均传播延误为2 min。在SAR的前22个机场中，约有25%的机场出现严重延误。然而，在美国排名前40位的机场中，约有40%的机场出现出发延误。

### 5.7.2. 延误传播严重程度

通过对时空机场网络的分析，可以全面研究延误传播动力学的强度。本研究继续从严重程度的角度分析延误传播动力学。

在本研究中，我们将延误传播严重程度定义为传播强度能够持续的时间。由于强度以两种方式量化，严重程度也以两种方式衡量。从图8的上半部分可以看出，SAR的空中交通高峰时间（延误航班数开始超过平均值的时间）从凌晨03:00开始，到下午13:00结束。图8的中间部分和底部表明，美国的空中交通高峰时间从下午13:00开始，到凌晨03:00结束。在图9中可以观察到类似的现象。因此，可以得出结论：美国航班的延误传播持续时间长达14 h，SAR航班的延误传播持续时间为10 h。

从以上结果可以看出，在给定航班计划的情况下，辐度量有助于估计每个航班和机场的延误量，而严重程度表示延误传播过程可以持续的时间。基于此，航空公司可以利用所提出的网络模型和应用量值度量，提前估计航班计划是否会遭受重大延误，并因此调整航班计划，以抵消延误传播效应。此外，空中交通管制员可以利用提出的指标，协助及时监测空中交通状况。例如，上述结果表明，亚特兰大机场在强度和严重程度方面存在重大延误。在这种情况下，空中交通管制员可以考虑采取战略性的空中交通管理措施，如空中交通管理，以平衡交通需求、空域和机场容量。此外，航空公司、空中交通管制员、机场和其他利益相关者可以相互协作，提出有效的CDM计划，以实现更好的ATM战略。

### 5.7.3. 延误传播速度

除了强度和严重程度方面的延误传播动力学，航空工作者可能想知道延误传播的速度有多快。根据第4.6节给出的DP-spe定义，可以计算SAR和美国航班的延误传播速度。

图10显示了在上述4天中运行的航班的延误传播速度。在图10中，红色实心曲线记录了满足 $\phi \in \Phi$ 中 $d^{\phi\delta}$ 的值，即用矩阵 $A^{\phi\delta}$ 表征时空网络的平均度。如4.5节所述， $G^t$ 网络的构建可以分析不同级别的延误。本研究还计算了网络的平均度，用 $A^{\phi\delta}$ 来表征，不包括 $T_{DD} < 15$ 的边，该边由蓝色实心曲线表示。

$d^{\phi\delta}$ 反映了以矩阵 $A^{\phi\delta}$ 为特征的网络每小时的平均度。为了更好地比较延误传播速度，我们进一步计算了 $d^{\phi\delta}$ 的平均值，由图10中的红色和蓝色虚线表示。表3记录了SAR和美国航班所选24 d的 $d^{\phi\delta}$ 平均值。从表3的左半部分可以看出，SAR中的航班平均延误传播速度，即Spd1约为14，这意味着初始的延误每小时可导致14个航班的延误。将美国的情况与SAR进行比较，美国航班的延误传播速度大约是SAR的8倍。

## 6. 结论

空中交通不可避免地会受到内部和外部干扰，造成空中交通延误，损害航空业和自然环境。对于现代ATM中的航空工作者来说，研究航班延误是如何发生的以及如何减少航班延误是至关重要的。空中交通延误与航空运输系统的高度复杂性有关。为了最大限度地增加旅客流动，航空公司通常会在飞机来回飞行期间计划一个多航段的飞机时刻表。因此，一个航班的延误很可能引发其他航班的连锁反应延误，也称为延误传播。

延误传播对空中交通是有害的，了解延误如何在整个航空运输系统中传播，对于实现航空运输系统的最佳

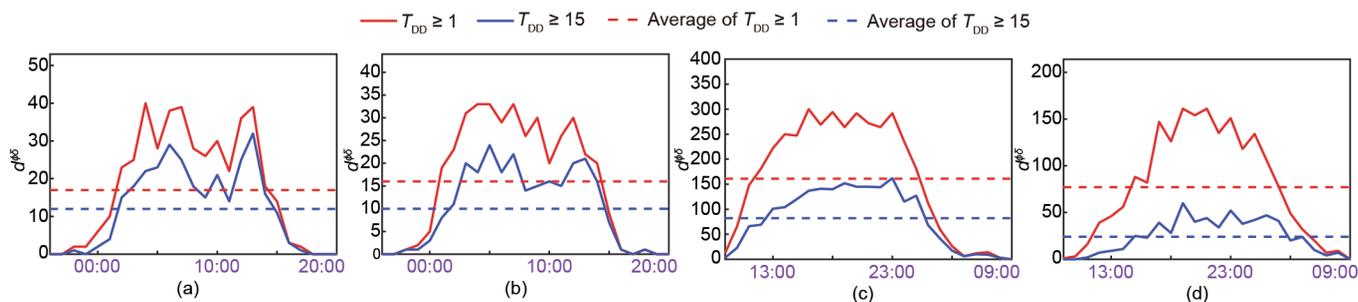


图10. 关于DP-spe的延误传播速度。(a)、(b)分别为2016年7月18日和11月30日在SAR运营的航班 $d^{\phi\delta}$ 值；(c)、(d)分别为2016年7月21日和11月25日在美国运营的航班 $d^{\phi\delta}$ 值。

表3 SAR和美国航班的延误传播速度

Region/country	Day	Spd1	Spd15
SAR	Jun, 17	14	8
	Jun, 2	13	8
	Jul, 18	17	12
	Jul, 8	20	13
	Sep, 9	19	14
	Sep, 29	14	10
	Oct, 14	18	13
	Oct, 30	14	9
	Nov, 2	16	12
	Nov, 1	18	13
	Dec, 16	22	16
	Dec, 23	19	13
	Jun, 12	10	6
	Jun, 7	7	3
	Jul, 25	14	9
	Jul, 13	17	10
	Sep, 13	13	9
	Sep, 24	16	12
	Oct, 10	14	10
	Oct, 21	17	10
Nov, 19	16	10	
Nov, 12	16	10	
Dec, 14	16	10	
Dec, 31	14	9	
United States	Jun, 14	148	67
	Jun, 28	149	67
	Jul, 21	161	82
	Jul, 28	147	70
	Sep, 21	136	63
	Sep, 2	142	62
	Oct, 25	125	56
	Oct, 30	125	60
	Nov, 15	135	63
	Nov, 4	139	67
	Dec, 17	177	118
	Dec, 18	206	126
	Jun, 1	139	55
	Jun, 9	149	64
	Jul, 12	133	59
	Jul, 11	145	61
	Sep, 11	69	23
	Sep, 15	130	48
Oct, 1	88	30	
Oct, 6	137	59	
Nov, 25	77	24	
Nov, 1	65	21	
Dec, 1	123	48	
Dec, 2	119	51	

Spd1: average propagation speed for the case of  $T_{DD} \geq 1$ ; Spd15: average propagation speed for the case of  $T_{DD} \geq 15$ .

结构设计和减少延误至关重要。本文从复杂网络的角度研究了空中交通延误传播动力学。作为对现有研究的补充，本文提出的网络视角有助于决策者全面了解延误传播的强度、严重程度和速度。

为了验证所提方法的有效性，我们对SAR和美国的航班进行了广泛的案例研究。结果发现，SAR中的航班延误传播动力学与美国有很大不同。我们提出的基于网络的方法可以为每个机场的延误传播动态提供时间细节，因此有助于ATM战略和CDM计划的实施。

## Acknowledgements

The authors would like to thank Prof. Michael Ball from the University of Maryland and Mr. Narendra Pratap Singh, a senior air traffic controller, for their technical support and suggestions, which helped a lot to improve the quality of this work. This work was supported by SUG Research Grant M4082126.050 by the School of Mechanical and Aerospace Engineering (MAE), Nanyang Technological University (NTU), Singapore, and NTU-CAAS Research Grant M4062429.052 by the ATM Research Institute, School of MAE, NTU, Singapore.

## Compliance with ethics guidelines

Qing Cai, Sameer Alam, and Vu N. Duong declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

## References

- [1] Airbus. Flying by numbers: global market forecast for 2015–2034. Technical Report. Toulouse: Airbus; 2015. Report No.: 14029463.
- [2] International Air Transport Association. IATA's annual review 2019 [Internet]. Montreal: International Air Transport Association; 2019 Jun 2 [cited 2019 Sep 21]. Available from: <https://www.iata.org/publications/Documents/iata-annual-review-2019.pdf>.
- [3] Chen CH, Chou JH. Multiobjective optimization of airline crew roster recovery problems under disruption conditions. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst* 2017;47(1):133–44.
- [4] Cao X, Zhu X, Tian Z, Chen J, Wu D, Du W. A knowledge-transfer-based learning framework for airspace operation complexity evaluation. *Transp Res Part C Emerg Technol* 2018;95:61–81.
- [5] Zhou Y, Wan Y, Roy S, Taylor C, Wanke C, Ramamurthy D, et al. Multivariate probabilistic collocation method for effective uncertainty evaluation with application to air traffic flow management. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst* 2014;44(10):1347–63.
- [6] Peterson EB, Neels K, Barczy N, Graham T. The economic cost of airline flight delay. *J Transp Econ Policy* 2013;47(1):107–21.
- [7] Baumgarten P, Malina R, Lange A. The impact of hubbing concentration on flight delays within airline networks: an empirical analysis of the US domestic market. *Transp Res Part E Logist Trans Rev* 2014;66:103–14.
- [8] Ball M, Barnhart C, Dresner M, Hansen M, Neels K, Odoni A, et al. Total delay

- impact study: a comprehensive assessment of the costs and impacts of flight delay in the United States. Technical Report. National Center of Excellence for Aviation Operations Research; 2010. Report No.: 01219967.
- [9] Clewlow RR, Simaiakis I, Balakrishnan H. Impact of arrivals on departure taxi operations at airports. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference; 2010 Aug 2–5; Toronto, ON, Canada; 2010.
  - [10] Morisset T, Odoni A. Capacity, delay, and schedule reliability at major airports in Europe and the United States. *Transp Res Rec* 2011;2214(1):85–93.
  - [11] Sridhar B, Swei SSM. Relationship between weather, traffic and delay based on empirical methods. In: Proceedings of the 6th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations Conference; 2006 Sep 25–27; Wichita, KS, USA; 2006.
  - [12] Lui L, Ball MO, Hansen M, Lovell DJ, Chuang C, Gulding J. Causal analysis of en route flight inefficiency—the US experience. In: Proceedings of the 12th USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar; 2017 Jun 27–30; Seattle, WA, USA; 2017.
  - [13] Jones JC, Lovell DJ, Ball MO. Stochastic optimization models for transferring delay along flight trajectories to reduce fuel usage. *Transp Sci* 2017;52(1):134–49.
  - [14] Cai K, Zhang J, Xiao M, Tang K, Du W. Simultaneous optimization of airspace congestion and flight delay in air traffic network flow management. *IEEE Trans Intell Transp Syst* 2017;18(11):3072–82.
  - [15] Delgado L, Prats X. Effect of wind on operating-cost-based cruise speed reduction for delay absorption. *IEEE Trans Intell Transp Syst* 2013;14(2):918–27.
  - [16] Ma C, Cai Q, Alam S, Sridhar B, Duong VN. Airway network management using Braess's paradox. *Transp Res Part C Emerg Technol* 2019;105:565–79.
  - [17] Zhang Y, Su R, Li Q, Cassandras CG, Xie L. Distributed flight routing and scheduling for air traffic flow management. *IEEE Trans Intell Transp Syst* 2017;18(10):2681–92.
  - [18] Liu Y, Hansen M. Incorporating predictability into cost optimization for ground delay programs. *Transp Sci* 2016;50(1):132–49.
  - [19] Estes A, Ball M. Data-driven planning for ground delay programs. *Transp Res Rec* 2017;2603(1):13–20.
  - [20] Ball MO, Chen CY, Hoffman R, Vossen T. Collaborative decision making in air traffic management: current and future research directions. In: Bianco L, Dell'Olmo P, Odoni AR, editors. *New concepts and methods in air traffic management*. Berlin: Springer; 2001. p. 17–30.
  - [21] Okwir S, Ulfvengren P, Angelis J, Ruiz F, Guerrero YMN. Managing turnaround performance through collaborative decision making. *J Air Transp Manage* 2017;58:183–96.
  - [22] De Almeida CRF, Li W, Meinerz GV, Li L. Satisficing game approach to collaborative decision making including airport management. *IEEE Trans Intell Transp Syst* 2016;17(8):2262–71.
  - [23] Chatterji G, Sridhar B. National airspace system delay estimation using weather weighted traffic counts. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit; 2005 Aug 15–18; San Francisco, CA, USA; 2005.
  - [24] Klein A, Craun C, Lee RS. Airport delay prediction using weather-impacted traffic index (WITI) model. In: Proceedings of the 29th Digital Avionics Systems Conference; 2010 Oct 3–7; Salt Lake City, UT, USA; 2010. p. 2–8.
  - [25] Baspinar B, Koyuncu E. A data-driven air transportation delay propagation model using epidemic process models. *Int J Aerosp Eng* 2016;2016: 4836260.
  - [26] Sternberg A, Soares J, Carvalho D, Ogasawara E. A review on flight delay prediction. 2017. arXiv:1703.06118.
  - [27] Rebollo JJ, Balakrishnan H. Characterization and prediction of air traffic delays. *Transp Res Part C Emerg Technol* 2014;44:231–41.
  - [28] Khanmohammadi S, Tutun S, Kucuk Y. A new multilevel input layer artificial neural network for predicting flight delays at JFK airport. *Procedia Comput Sci* 2016;95:237–44.
  - [29] Belcastro L, Marozzo F, Talia D, Trunfio P. Using scalable data mining for predicting flight delays. *ACM Trans Intell Syst Technol* 2016;8(1):5–14.
  - [30] Chen J, Li M. Chained predictions of flight delay using machine learning. In: Proceedings of the 2019 AIAA Science and Technology Forum and Exposition; 2019 Jan 7–11; San Diego, CA, USA; 2019. p. 1661.
  - [31] Churchill AM, Lovell DJ, Ball MO. Flight delay propagation impact on strategic air traffic flow management. *Transp Res Rec* 2010;2177(1):105–13.
  - [32] Fleurquin P, Ramasco JJ, Eguiluz VM. Characterization of delay propagation in the US air-transportation network. *Transp J* 2014;53(3):330–44.
  - [33] Ahmadbeygi S, Cohn A, Lapp M. Decreasing airline delay propagation by re-allocating scheduled slack. *IEE Trans* 2010;42(7):478–89.
  - [34] Kafle N, Zou B. Modeling flight delay propagation: a new analytical-ecometric approach. *Transp Res Part B Methodol* 2016;93(Pt A):520–42.
  - [35] Fleurquin P, Ramasco JJ, Eguiluz VM. Systemic delay propagation in the US airport network. *Sci Rep* 2013;3(1):1159.
  - [36] Pyrgiotis N, Malone KM, Odoni A. Modelling delay propagation within an airport network. *Transp Res Part C Emerg Technol* 2013;27:60–75.
  - [37] Campanelli B, Fleurquin P, Arranz A, Etxebarria I, Ciruelos C, Eguiluz VM, et al. Comparing the modeling of delay propagation in the US and European air traffic networks. *J Air Transp Manage* 2016;56(Pt A):12–8.
  - [38] Wu W, Wu CL, Feng T, Zhang H, Qiu S. Comparative analysis on propagation effects of flight delays: a case study of China airlines. *J Adv Transp* 2018;2018:1–10.
  - [39] Beatty R, Hsu R, Berry L, Rome J. Preliminary evaluation of flight delay propagation through an airline schedule. *Air Traffic Control Q* 1999;7(4):259–70.
  - [40] Hossain MM, Alam S, Symon F, Blom H. A complex network approach to analyze the effect of intermediate waypoints on collision risk assessment. *Air Traffic Control Q* 2014;22(2):87–114.
  - [41] Du W, Zhang M, Zhang Y, Cao X, Zhang J. Delay causality network in air transport systems. *Transp Res Part E Logist Trans Rev* 2018;118:466–76.
  - [42] Du W, Zhou X, Lordan O, Wang Z, Zhao C, Zhu Y. Analysis of the Chinese airline network as multi-layer networks. *Transp Res Part E Logist Trans Rev* 2016;89:108–16.
  - [43] Hossain MM, Alam S. A complex network approach towards modeling and analysis of the Australian airport network. *J Air Transp Manage* 2017;60:1–9.
  - [44] Rocha LE. Dynamics of air transport networks: a review from a complex systems perspective. *Chin J Aeronaut* 2017;30(2):469–78.
  - [45] Hossain M, Alam S, Abbass H. A dynamic multi-commodity flow optimization algorithm for estimating airport network capacity. In: *Electronic Navigation Research Institute, editor. Air traffic management and systems II*. Tokyo: Springer; 2017. p. 205–20.
  - [46] Campanelli B, Fleurquin P, Eguiluz VM, Ramasco JJ, Arranz A, Etxebarria I, et al. Modeling reactionary delays in the European air transport network. In: Proceedings of the Fourth SESAR Innovation Days; 2014 Nov 24–27; Madrid, Spain; 2014.
  - [47] Barthélemy M. Spatial networks. *Phys Rep* 2011;499(1–3):1–101.
  - [48] Holme P, Saramäki J. Temporal networks. *Phys Rep* 2012;519(3):97–125.
  - [49] Federal Aviation Administration. Definitions of variables [Internet]. Washington, DC: Federal Aviation Administration; [cited 2019 Jun 21]. Available from: [https://aspmhelp.faa.gov/index.php/APM:\\_Analysis:\\_Definitions\\_of\\_Variables](https://aspmhelp.faa.gov/index.php/APM:_Analysis:_Definitions_of_Variables).
  - [50] International Civil Aviation Organization. Wake turbulence category [Internet]. Montreal: International Civil Aviation Organization; [cited 2019 Apr 21]. Available from: [https://www.skybrary.aero/index.php/ICAO\\_Wake\\_Turbulence\\_Category](https://www.skybrary.aero/index.php/ICAO_Wake_Turbulence_Category).