**3.2 常态化运行情景推演与验证**

为精确推演广州白云国际机场（ZGGG）未来24小时的航班运行状态，本文构建了一套高保真度的机场出港队列仿真模型。本节旨在对该模型在常态化运行情景下的推演能力进行系统性评估与验证。评估的核心是检验模型复现真实世界运行数据的准确性，特别是对机场出港航班积压态势的预测精度。验证过程将严格遵循竞赛设定的“出港积压发生时段偏移误差”（指标2）及其四项子指标，通过将模型仿真结果与2025年5月的实际运行数据进行比对，全面论证模型的有效性与可靠性。

**3.2.1 关键指标定义与数据预处理**

构建一个有效的仿真模型，其首要前提是对核心分析对象进行清晰、量化的定义。本研究将机场运行中的“延误”与“积压”两个关键概念转化为可计算的度量指标，为后续的仿真与验证奠定坚实的分析基础。

根据竞赛主办方的指导建议与实验反复测试，模型采用以下核心判定标准 1：

* **单架航班延误判定**：若一架航班的实际起飞时间晚于其计划离港时间超过15分钟，则该航班被判定为延误航班。此15分钟阈值被证实能够有效筛选出具有显著运行影响的延误事件，同时过滤掉日常运行中微小的、不具统计意义的时间偏差。
* **机场积压时段判定**：当某一小时内，机场出港的延误航班数量首次超过10班时，该时段被定义为“积压发生时段”，标志着机场进入积压状态。当延误航班数量最后一次回落至10班及以下时，该时段被定义为“积压化解时段”，标志着积压状态的解除。

在模型开发的初期阶段，一项关键挑战浮出水面：若将所有延误航班不加区分地纳入仿真队列，会导致模型输出与现实严重不符的“全天候积压”现象 1。深入分析原始数据后发现，航班延误的成因并非单一。它既包括由机场场面交通流、跑道容量限制等因素引发的系统性排队延误，也包括由恶劣天气、重大设备故障等外生性特殊事件导致的持续数小时乃至更长时间的停飞式延误。

将这两种性质截然不同的延误混为一谈，会严重扭曲仿真逻辑。例如，一架因雷暴天气延误5小时的航班，其延误时间主要消耗在等待天气好转上，而非在起飞队列中排队。若在仿真中令其在原计划时刻进入队列并“占用”系统资源长达5小时，则会产生虚假的、持续的拥堵，掩盖了机场在正常吞吐能力下的真实运行规律。

为解决此问题，本研究设计并实施了一套精细化的两阶段数据预处理流程：

1. **特殊事件延误识别与剥离**：首先，对2025年5月全部出港航班数据进行分析，重点关注“实际离港时间”与“实际起飞时间”之间存在超长间隔的航班。这些航班被识别为受恶劣天气等特殊事件影响的航班。
2. **航班入队时间动态调整**：在仿真模型中，正常航班按其“计划离港时间”进入起飞队列。而被识别出的“特殊事件延误航班”，其入队时间则被动态调整为该特殊事件（如天气影响）结束，机场恢复正常运行的时刻。这样，模型便能将外生性事件造成的等待时间从排队仿真中剥离，从而聚焦于研究由机场自身处理能力所决定的内生性排队拥堵现象。

这一数据预处理策略，体现了对机场复杂运行机理的深刻理解，确保了仿真模型所模拟的核心问题——机场容量限制下的航班积压——与现实世界高度一致。

**3.2.2 机场出港队列仿真模型构建与校准**

本模型的核心是一个基于离散事件仿真的机场出港队列系统。该系统以“先入先出”（FIFO）为基本排队原则，即航班按照其经过预处理的入队时间顺序进入起飞等待队列 1。为确保仿真过程高度模拟物理现实，模型集成了影响飞机起飞效率的多个关键物理参数：

* **跑道占用时间（Runway Occupancy Time, ROT）**：指飞机从进入跑道开始加速至离开跑道瞬间所占用的时间，根据不同机型设定为数十秒不等。
* **尾流间隔（Wake Turbulence Separation）**：为保证航空安全，后续飞机必须与前序飞机保持足够的安全距离以规避尾流影响。该间隔时间根据前后两架飞机的重量级别（重型、中型、轻型）动态确定。
* **滑行时间（Taxi-Out Time）**：指飞机从撤离廊桥或停机位开始，滑行至跑道起飞等待点所需的时间。

在模型校准过程中，研究发现，**滑行时间（Taxi-Out Time）是影响仿真结果准确性的最关键、最敏感的参数**。模型的表现对该参数的变化呈现出一种非线性的“刀锋效应”。在初步仿真中，尽管数据预处理已相对完善，但模型输出的平均排队延误时长仍高达70至100分钟，显著高于实际观察到的30至40分钟，表明模型参数与ZGGG机场的实际运行特征不匹配。

为解决这一偏差，本文对滑行时间进行了系统性的参数敏感性分析。分析结果揭示了一个深刻的现象：

* 当滑行时间设定为 **14分钟** 时，仿真模型几乎不产生任何积压，与现实中频繁出现的拥堵情况不符。
* 当滑行时间设定为 **16分钟** 时，仿真模型中的积压量则会失控性地急剧增长，导致整个系统在大部分时间内都处于严重拥堵状态，同样与现实不符。
* 而当滑行时间被精确设定为 **15分钟** 时，模型的仿真结果，包括积压的发生、发展和消散过程，均与实际观测数据达到了高度吻合。

这种“差之毫厘，谬以千里”的现象并非模型的缺陷，而是一项重要的发现。它有力地表明，在2025年5月的航班计划下，ZGGG机场的地面运行系统正处于一个**临界饱和状态**。15分钟的滑行时间不仅仅是一个仿真参数，它更成为了衡量机场地面交通系统整体吞吐能力的一个经验性代理指标。这一发现也预示着，现实世界中任何对地面滑行效率的微小扰动，都可能触发机场运行状态的非线性剧变，导致大规模延误的发生。

下表列出了模型经过精细校准后所采用的核心参数。

**表3.1 核心仿真参数与校准值**

| 参数名称 | 校准值 | 校准依据与说明 |
| --- | --- | --- |
| 滑行时间 (Taxi-Out Time) | 15 分钟 | 通过参数敏感性分析校准，该值能使仿真积压态势与实际观测数据高度拟合 1。 |
| 跑道占用时间 (ROT) | 均值 75 秒 | 基于标准航空运行数据，根据不同机型动态调整。 |
| 尾流间隔 | 动态矩阵 | 基于国际民航组织（ICAO）标准，根据前后起飞飞机的重量级别（重/中/轻）确定 1。 |

**3.2.3 仿真结果与有效性验证**

在完成模型构建与参数校准后，本研究选取2025年5月1日作为典型案例日，对模型进行有效性验证。通过将该日的仿真输出与实际运行数据进行严格比对，逐项检验模型是否满足竞赛指标2的四项要求。

图3.1：2025年5月1日ZGGG机场仿真与实际积压水平对比

(注：此处为对图表的文字描述，实际论文中应插入生成的图表)

该图表以时间为横轴（单位：小时），以延误航班数量为纵轴（单位：班）。图中包含两条核心曲线：“实际延误航班量”（黑色实线）与“仿真延误航班量”（红色虚线）。此外，图中以不同颜色的阴影区域分别标示出“实际积压时段”与“仿真积压时段”，并用箭头和文字标注出实际与仿真的“积压最高峰”及其发生时段与数值 1。

从图3.1中可以直观地看出，仿真曲线与实际曲线在整体走势、关键节点上均表现出极高的一致性。具体的量化比对分析如下：

1. **积压时段偏移误差**：模型推演的积压发生时段（延误航班量首次超过10班）与积压化解时段（延误航班量最后一次降至10班以下）的起止时刻，与实际情况的偏差均未超过1个时段（1小时）。**此项达标** 1。
2. **积压时段持续时长**：模型推演的积压时段总持续时长，与实际积压时段的持续时长完全一致。**此项达标** 1。
3. **积压最高峰**：
   * **发生时段**：模型推演的积压最高峰发生的时段，与实际最高峰发生的时段完全一致。
   * **积压量**：模型推演的最高峰积压航班量（定义为该时段原计划航班量与前期延误转入航班量之和），与实际最高峰积压量的偏差在15%的允许范围之内。**此项达标** 1。
4. **推演的航班最晚运行时段**：模型推演的当日最后一架航班的起飞时段，与实际最晚运行时段完全一致。**此项达标** 1。

综上所述，本“未来24小时航班运行状态推演模型”在常态化运行情景下，其仿真结果与实际数据高度吻合，全面满足了竞赛指标2所设定的四项严苛标准。这充分证明了本模型具备高保真度与高可靠性，能够精确复现并推演ZGGG机场的出港航班积压态势，为后续进行特殊情景下的智能恢复推演提供了坚实的模型基础与信任背书。

**3.3 特殊扰动情景下智能恢复推演**

在3.2节中验证了模型在常态化情景下的高保真度后，本节将展示模型的核心应用价值：作为一种前瞻性的决策支持工具，对特殊扰动情景下的机场运行态势进行推演，并为智能恢复策略提供量化依据。由于缺乏包含精确扰动信息的历史数据作为对比基准，本节的目标并非复现某一具体的历史事件，而是通过构建科学、合理的“what-if”情景，展现模型在预测未知风险、评估应急预案、指导运行恢复方面的强大能力，旨在“利用仿真结果给实际情况提供一定的技术指导和建议” 1。

**3.3.1 扰动情景设定与仿真机制**

为模拟突发事件对机场运行的冲击，本研究设定了一个典型的、高影响的特殊扰动情景：**在早高峰时段，ZGGG机场所有跑道停止起降2小时**。选择早高峰是因为此时段航班密度大，系统冗余小，任何扰动都可能被迅速放大，从而更清晰地暴露系统的脆弱性与恢复过程的复杂性。

本模型的强大之处在于其高度的灵活性与可扩展性，能够模拟多样化的扰动情景。用户可以通过一个交互式的参数配置模块，构建各种复杂的运行环境，这使得模型超越了单一情景分析，成为一个机场运行管理的“数字沙盘” 1。可配置的参数包括：

* **停飞时段配置**：可任意设定停飞的日期、开始与结束时间。
* **塔台效率配置**：可设定特定时段的塔台效率系数（0.1至1.0），用以模拟因能见度降低、管制员负荷过高等因素导致的地面指挥与放行效率下降。
* **延误影响类型**：针对效率下降，可选择不同的影响模式，如随机选择部分航班延误、按起飞顺序依次延误、或按优先级（如大型机优先）产生延误，以精细化模拟真实世界的复杂决策。

在设定的2小时停飞情景下，模型的仿真机制如下：当仿真时钟进入停飞时段，所有计划起飞的航班将停止放行，并在虚拟的等待队列中不断累积。停飞时段结束后，机场跑道重新开放，此时，庞大的积压航班存量将与后续按计划到来的正常航班汇合，共同进入起飞队列。

这种机制揭示了扰动事件影响的非线性传播规律。一个2小时的停飞，其影响绝非简单的“所有航班顺延2小时”。它会在系统内部产生一道“冲击波”：机场的放行系统，在3.2节中已被证明运行在临界饱和状态，在恢复运行的瞬间，将面临远超其常规设计负荷的需求压力（积压航班+正常航班）。这种瞬时超载将导致停飞结束后出现一个规模更大、持续时间更长的新一轮拥堵高峰，深刻影响后续数小时乃至全天的运行秩序。这正是本模型希望量化揭示的核心动态过程。

**3.3.2 航班积压演化与恢复过程分析**

通过运行2小时停飞情景的仿真，模型清晰地揭示了航班积压的形成、急剧恶化与漫长恢复的全过程。其结果与常态日形成鲜明对比，量化了该类突发事件对机场运行的严重冲击。

图3.2：常态日与2小时扰动情景下仿真积压演化对比

(注：此处为对图表的文字描述，实际论文中应插入生成的图表)

该图表在图3.1的基础上，增加了在2小时停飞情景下的“扰动情景仿真积压”曲线（蓝色点线），并在横轴上用灰色矩形区域标示出“机场停飞时段”。通过对比常态日仿真曲线（红色虚线）与扰动情景仿真曲线（蓝色点线），可以得出以下关键分析结论 1：

* **积压的瞬时形成与急剧累积**：在停飞时段内，蓝色曲线呈现出近乎垂直的陡峭上升，延误航班数量在短时间内迅速累积，形成巨大的积压堰塞湖。
* **次生积压高峰的出现**：在停飞结束后的1-2小时内，蓝色曲线达到其全天最高点，形成一个远高于常态日积压水平的“次生积压高峰”。这个高峰是积压航班存量与正常运行航班流量叠加的直接后果，其峰值和持续时间是评估扰动影响的关键指标。
* **恢复周期的显著延长**：对比两条曲线可以看出，在扰动情景下，代表积压化解的蓝色曲线回落至10班阈值以下的时间点，被显著推迟。这表明，机场需要付出更长的时间成本才能完全“消化”此次扰动带来的影响，恢复正常运行秩序。
* **全局性的连锁延误**：模型数据显示，即使是原计划在停飞结束后数小时才起飞的航班，也受到了连锁影响，其延误时长显著增加。最终，当日最晚航班的起飞时间也被大幅推迟。

通过对仿真输出的详细分析，模型能够精确量化此次2小时停飞事件带来的具体影响：新的积压峰值是多少，积压状态将比常态日多持续几个小时，以及全天将有多少额外航班受到影响。这些精确的、前瞻性的数据，构成了模型应用价值的核心。

**3.3.3 模型应用价值与决策支持**

本节所展示的特殊扰动情景推演功能，将模型的角色从一个被动的验证工具，转变为一个主动的、赋能决策的战略工具。其在机场实际运营管理中具备显著的应用价值，能为应急响应、资源调度和恢复决策提供科学、量化的支持 1。

1. **应急预案的量化评估与优化**：机场管理者可以利用本模型，在事前模拟不同时长（如1小时、2小时、4小时）、不同时段（如高峰、平峰、夜间）的停飞情景，定量评估不同扰动下的潜在风险，如最大积压航班量、最长恢复时间等。基于这些数据，可以制定或优化更具针对性的应急预案，避免在突发事件来临时仅凭经验决策。
2. **恢复资源的精准调度与前置**：模型能够预测扰动发生后，积压航班的出港高峰将在何时出现、规模有多大。基于这一预测，机场可以提前规划并调度资源，例如，在预计的恢复高峰到来前，增加地面保障人员、预留临时停机位、协调空管增加放行频率等。这种从“被动响应”到“主动前置”的转变，是提升运行恢复效率的关键。
3. **恢复策略的仿真比选与决策**：当真实世界的扰动发生时，决策者往往面临多种恢复策略的选择，例如，是应优先放行宽体客机，还是优先清空短途航线？是应保持原有起飞次序，还是允许部分航班“插队”？本模型可以快速对不同策略进行仿真，并以数据形式呈现其对总恢复时长、公平性等指标的影响，从而辅助决策者在复杂局面下做出最优选择。
4. **机场运行韧性的识别与增强**：通过反复进行压力测试，模型能够帮助机场识别其运行体系中的瓶颈与薄弱环节。例如，3.2.2节中发现的对“滑行时间”的极端敏感性，本身就是对机场运行韧性的一个警示。仿真结果可以为机场未来的基础设施投资（如新建滑行道、优化机位布局）或流程改进（如优化地面引导路径）提供强有力的数据支撑，从根本上提升整个机场系统的抗扰动能力和韧性。

综上所述，特殊扰动情景下的智能恢复推演功能，是本研究成果最具实践意义的创新点。它将航班态势推演从“事后复盘”提升到了“事前预判”和“事中指导”的战略高度，为实现智慧机场的精细化、智能化运行管理提供了强大的技术引擎。