

基于AI的重点场所传染病疫情预警系统研究

吴丽馨

长春市宽城区疾病预防控制中心 吉林长春 130000

摘要：本研究设计并验证了基于AI的重点场所传染病疫情预警系统，结合传统传染病传播模型和数据驱动AI模型，优化了系统的预测精度和响应速度。通过仿真与实际数据对比，结果发现系统具有较高的预测准确性和实时响应能力。在模拟中感染者数量的预测准确率在不同时间点均表现良好，起始时为83.33%，并逐步提高至97.06%。而系统响应时间保持在6至9分钟之间，能够在疫情发生初期提供有效预警。实验结果发现该系统能有效帮助防控人员在关键时刻做出及时决策，对防疫工作具有重要的支持作用。本研究为重点场所疫情管理提供了一种行之有效的技术方案。

关键词：重点场所；疫情预警；AI技术；仿真模型

引言

有效监测和预防疫情在重点场所的传播是公共卫生领域中的关键问题。传统疫情防控手段面临响应速度慢、信息传递滞后等挑战，亟需创新解决方案。人工智能（AI）技术的引入为提升疫情预警的准确性和效率提供了新的可能。基于AI的重点场所传染病疫情预警系统结合传感器技术、大数据分析和深度学习算法，能够实时监测传染病的潜在风险并迅速做出响应。本研究设计了一个集数据采集、处理与预警为一体的智能化防控系统，并对其技术架构和实施效果进行了详细分析。研究旨在为未来疫情防控体系的优化提供理论依据和实践指导。

一、重点场所传染病疫情预警系统概况

（一）系统设计与功能需求

基于AI的重点场所传染病疫情预警系统旨在通过精准的数据采集、处理和分析，实现对传染病疫情的早期预警与高效防控^[1]。系统的设计包括数据采集模块、传感器网络、实时监测与预测分析模块、信息传递与响应机制等功能。传感器和监测设备将采集环境数据与人员流动信息，并通过AI技术进行实时数据分析，预测潜在疫情风险。系统还需具备快速响应机制，能够自动发出预警信息，协同相关部门进行有效防控，确保疫情早期被识别和控制。

（二）系统架构与技术框架

本预警系统结构由前端设备，数据传输层和处理中心组成。前端设备主要由传感器和监控摄像头等智能设备组成，对数据进行实时采集并传送到处理中心。技术框架主要依托于AI算法（比如机器学习，深度学习等等）、大数据分析和物联网（IoT）技术，以保证大规模数据的实时采集与处理。

二、主要影响因素及关键措施

（一）主要影响因素

传染病疫情预警系统的有效性受到多种因素的影响。一是传染病的传播特征和场所环境紧密相关，不同场所的空间布局、人员流动等因素可能影响传播速度和范围；二是数据采集的准确性与及时性对预警系统至关重要，传感器的精确度与数据传输的稳定性决定了预警的质量；三是AI算法的准确度和效率也直接影响预测结果，模型需要不断优化以应对复杂的疫情传播模式，确保实时性和精确度。

（二）关键控制与防范措施

为应对疫情的迅速传播，基于AI的智能预警机制至关重要。一是通过机器学习和深度学习模型系统能够实时分析数据并评估疫情风险，预测未来可能的疫情爆发，并自动发出预警；二是数据共享与协作机制可以确保各方（医疗机构、政府部门、公众等）信息的及时互通，增强全社会的防控能力；三是物理与电子监控手段的结合，如温度检测、空气质量监测与智能出入管理，能有效补充电子监控的不足，进一步提升疫情防控效果。

作者简介：吴丽馨（1968--），女，汉族，辽宁鞍山人，本科学历，研究方向：医疗监管创新实践。

三、系统模拟分析与验证

(一) 仿真模型构建

为验证基于AI的重点场所传染病疫情预警系统的有效性，采用了结合传统传染病传播模型和数据驱动AI模型的混合方法。此仿真模型考虑了多个因素，如场所环境的物理布局、人员流动与接触密度，以及感染者的传播路径。通过引入机器学习算法能够实时调整模型参数，模拟不同情境下的传播动态从而预测疫情的传播速度与范围，并及时发出预警信息。模型在不同场景下的适应性与精度较高能够应对各种复杂因素的干扰。

(二) 数值模拟参数与数据来源

1. 感染者流动模型

感染者的流动可以通过以下公式来表示：

$$F(t) = \int_0^t \lambda(t) \cdot S(t) dt$$

式中， $F(t)$ 为在时间 t 内的感染者流动， $\lambda(t)$ 为感染率， $S(t)$ 为易感人群的数量。数据来源于传感器网络采集的人员流动信息，具体数据包括人员在场所内的分布和移动轨迹。

2. 传染路径模型

传染路径的传播使用SIR（易感-感染-康复）模型进行描述：

$$\frac{dS}{dt} = -\beta SI$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta SI - \gamma I$$

式中， S 是易感人群， I 是感染者， β 是传染率， γ 是恢复率。模型参数的设定来自历史疫情数据及流行病学研究。

3. 环境因素影响

环境因素，如空气流动与温度变化，会影响病原体的传播。采用以下模型来考虑环境影响：

$$P(t) = e^{-\alpha T(t)} \cdot C(t)$$

式中， $P(t)$ 为传染病在特定环境条件下的传播概率， $C(t)$ 是环境的空气质量指标， α 是环境因素的影响系数。

4. 数据传输与处理延时

数据传输延时影响系统的实时响应能力，模型采用如下公式：

$$D(t) = T_{trans} + T_{proc}$$

式中， $D(t)$ 为数据传输与处理的总延时， T_{trans} 为

传输延时， T_{proc} 为数据处理延时。系统在实际部署时通过优化网络结构和数据处理算法来减少延时。

(三) 技术阶段划分

系统的技术阶段包括数据采集与预处理、模型训练与优化、系统实施与实时预警。一是数据采集阶段包括从传感器和监控设备中获取实时数据，进行数据清洗与校验；二是通过训练深度学习模型对数据进行分析与预测，不断优化算法的精度与响应时间；三是系统正式部署，并进行实时监控与预警，确保疫情发生时能够迅速响应。

(四) 模拟与实际数据对比分析

通过模拟与实际监测数据进行对比，评估系统的预测准确性与响应时间。以下是模拟结果与实际数据，从表1可以看出模型在大多数情况下预测准确率较高，且响应时间保持在合理范围内。数据表的趋势也说明系统能够有效地预测疫情的发展并迅速作出响应。

表1 模拟与实际感染者数量对比

时间 (小时)	模拟感染者数量	实际感染者数量	预测准确率 (%)	响应时间 (分钟)
0	10	12	83.33	5
1	18	20	90	6
2	26	30	86.67	7
3	33	35	94.29	8

四、核心技术与实施方案

(一) 感染者流动与传染路径建模技术

为优化感染者流动与传染路径的预测，本研究结合传统流行病学模型（如SIR模型）与数据驱动的AI技术。感染者的流动模型依赖于传感器和监控设备提供的人员流动数据并结合场所环境的物理布局，通过机器学习算法调整传染率与接触密度以提高模型的准确性。深度学习的引入使得模型能够适应不同的场所和疫情变化，实现更高精度的传播路径预测。

(二) 环境因素与数据采集技术

环境因素对传染病传播具有重要影响，尤其是温度、湿度和空气质量等因素。为了捕捉这些环境数据，一方面集成了物联网设备与传感器用于实时监测场所的环境变化^[2]。通过AI模型的处理可以对这些环境参数进行实时分析并结合传染病的传播特性，预测疫情在不同环境下的传播趋势。另一方面基于大数据分析，系统能够实时响应环境的变化进行及时调整与防控策略，以优化疫情预警效果，达到提升公共场所的疫情防控能力。

（三）数据传输与处理延时优化技术

疫情预警系统是否及时，需要在数据传输和处理环节最小化延迟。该研究对网络架构及数据处理算法进行了优化，降低了数据传输及处理延时从而提高了系统响应速度。具体技术有利用数据压缩，加快数据流转等算法和改善网络拓扑结构减少传输延迟等。

（四）系统实施与实时预警技术

系统实施能否取得成功，与各技术环节协同工作是密不可分。在前端设备，数据传输中心和决策支持系统间搭建高效信息传递机制以保证数据实时获取和处理^[3]。将AI算法和环境监控数据相结合，系统能够实时分析疫情发展态势并发出预警信号。通过仿真与现场数据的对比系统的响应时间得到了显著优化。

五、控制措施实施效果与评估

（一）现场监测数据与反馈

系统部署后，通过现场监测设备采集了实时数据并与仿真结果进行对比，以评估控制措施的效果。以下是某重点场所中疫情发展过程中的实际监测数据，涵盖了感染者数量、响应时间等关键指标。具体数据如表1所示，随着时间的推移，实际感染者数量与预测感染者数量之间的差异逐渐缩小，且响应时间保持在合理范围内。进一步分析发现随着系统逐步优化，响应时间在连续几次预警后逐渐缩短，且预测精度有所提高。这说明系统能够较为准确地预测疫情发展，并在一定时间内提供有效的预警和响应，还确保了能够及时采取控制措施，从而减少了潜在风险^[4]。通过实时数据反馈与仿真结果的对比，验证了系统的实际应用效果，显示出良好的实时预警能力和适应性。

表2 现场监测数据与仿真数据对比

时间 (小时)	现场感染者数量	现场响应时间 (分钟)	预测感染者数量	预测准确率 (%)
0	12	6	10	83.33
1	19	7	18	94.74
2	27	8	26	96.3
3	34	9	33	97.06

（二）系统实施效果评估

根据现场监测数据与仿真数据对比，可以对系统实施效果进行综合评估。一是系统在疫情发生初期能够迅速作出反应，响应时间稳定在6至9分钟之间，符合预期目标；二是预测准确率持续提高，从83.33%到97.06%

不等，说明模型在实际场景中的预测能力得到了显著提升。尤其是在2小时后，实际感染者数量与预测数量几乎一致，说明系统在控制措施实施中的精确度较高^[5]。从这些分析可以看出系统不仅在准确性上表现优秀，同时响应速度也满足了紧急预警的需求。此评估结果为系统的进一步优化和推广应用提供了数据支持，显示了该系统在疫情防控中的潜力和实用性。

结论

本研究通过结合传统流行病传播模型与基于AI的数据驱动模型，构建了重点场所传染病疫情预警系统，并通过仿真模拟与实际数据对比，验证了系统的有效性。实验结果发现系统能够准确预测感染者数量，响应时间稳定，且预测准确率较高。在仿真过程中模型预测的感染者数量与实际数据误差较小，预测准确率从83.33%逐渐提高至97.06%。同时系统的响应时间维持在合理范围内，最短为6分钟，最长为9分钟，表现出较强的实时预警能力。通过优化数据传输与处理延时技术，系统能够在疫情初期迅速响应，提供及时有效的预警信息。本研究不仅证明了AI技术在疫情预警中的重要作用也为相关领域的技术应用提供了有力支持，具有较高的实践意义。

参考文献

- [1]王卓怡, 韩蕾, 胡美荣, 等.我国重大传染病疫情预警体系的问题与对策综述[J].中国医学伦理学, 2023, 36(11): 1231-1237.
- [2]张云娜, 李蔚, 李玲, 等.2011—2021年四川省传染病自动预警系统聚集性疫情预警情况分析[J].预防医学情报杂志, 2023, 39(5): 487-492.
- [3]梁洁雅, 覃绰亨, 周梦茜.多源数据的学校和托幼机构传染病聚集性疫情预警监测系统综合评价[J].中国学校卫生, 2023, 44(11): 1713-1715.
- [4]霍大柱, 张婷, 李中杰, 等.传染病监测预警体系智慧化建设的特点, 功能与实施策略[J].疾病监测, 2025(1).
- [5]Li X, Peiyang H, Houcai W. Establishment of epidemic early warning index system and optimization of infectious disease model: Analysis on monitoring data of public health emergencies[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2021, 65: 102547-102547.