Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng

Research
Engineering Management—Article

# 传染病室内传播风险评估指标的比较研究

Inseok Yoon [a], Changbum Ahn [b], Seungjun Ahn [c], Bogyeong Lee [d], Jongjik Lee [e], Moonseo Park [b,*]

[a] Construction Team, Samsung Electronics, Pyeongtaek 17786, Republic of Korea
[b] Department of Architecture and Architectural Engineering, Seoul National University, Seoul 08826, Republic of Korea
[c] Department of Civil and Environmental Engineering, Hongik University, Seoul 04066, Republic of Korea
[d] Department of ICT Integrated Ocean Smart City Engineering, Dong-A University, Busan 49315, Republic of Korea
[e] Navy Headquarters, Republic of Korea Navy, Gyeryong 32800, Republic of Korea

ARTICLE INFO

*Article history:*
Received 23 July 2023
Revised 2 October 2024
Accepted 22 November 2024
Available online 12 December 2024

**关键词**
疫情
行人模拟
传染病传播风险
非药物干预措施

**摘要**

世界各国政府已实施非药物干预措施（NPI）控制新型冠状病毒肺炎（COVID-19）传播，而准确评估此类措施的有效性至关重要。众多研究通过量化感染传播风险，并利用模拟对比NPI实施前后的风险，以此判断相关政策的有效性。然而，用于量化风险的指标选择可导致关于政策有效性结论的差异。本研究利用模拟生成数据，分析了不同传播风险指标、行人环境及传染病类型之间的相关性。研究结果显示，在特定环境下，五种不同类型的指标会产生相互矛盾的结果。具体而言，研究发现当室内空间中行人轨迹的随机性较低时，接近中心性与感染型指标的相关系数高于其与接触型指标的相关系数。此外，即使在相同的行人环境中，对于传播率较低的传染病，感染型指标与其他指标之间出现差异的可能性也会增加。这些结果强调，根据所选指标的不同，NPI的有效性评价结果会出现显著差异。为了准确评估NPI，设施管理者应考虑设施类型和传染病类型，而不应仅仅依赖单一指标。本研究提供了一个可用于未来研究的模拟模型，并提高了基于行人模拟的NPI有效性分析方法的可靠性。



## 1. 引言

为应对2019年年底暴发的新型冠状病毒肺炎（COVID-19）疫情，世界各国政府通过各类非药物干预措施（NPI）竭力遏制感染传播，包括提供个人卫生措施建议及倡导保持社交距离。室内空间因接触传染风险更高，因此需要采取更为谨慎的应对方式。针对室内空间出台的大多数疫情防控政策都侧重于限制空间使用，例如，限制营业时间或关闭场所。尽管这些措施对有效应对疫情十分重要，但因疫情持续时间延长，导致此类措施引发了诸多社会经济损失[1–2]。这一负面后果凸显了采取科学方法的必要性，从而可识别出相对无效的NPI，避免产生过高的社会成本[3–4]。

现有研究通过模拟来了解传染病的传播方式。在设施层面的传播风险分析中，行人模拟被视为一种合适的方法，因为它能通过建模再现行人的活动轨迹。既往研究已将行人模拟应用于各类设施，包括学校[5–6]、机场[7]、餐厅[8]和医院[9]，通过衡量NPI实施前后的传播风险，

* Corresponding author.
*E-mail address:* mspark@snu.ac.kr (M. Park).


英文原文：Engineering 2025, 46(3): 306–315
引用本文：Inseok Yoon, Changbum Ahn, Seungjun Ahn, Bogyeong Lee, Jongjik Lee, Moonseo Park. A Comparative Evaluation of Indoor Transmission-Risk Assessment Metrics for Infectious Diseases. *Engineering*, https://doi.org/10.1016/j.eng.2024.11.029

来评估这些措施的有效性。

为评估不同NPI的效果，需要建立相应的传播风险评估指标。既往研究中常用的指标可分为以下三类：①感染型指标[9–10]；②接触型指标[11–13]；③网络型指标[11,14–15]。尽管这些指标的选择会因不同建模方法或研究目标而有所差异，但对于相同条件下如何解读不同指标得出的不同结果，目前尚不明确。关于何种NPI最有效，不同指标可能导致不同结论，因此设施管理者难以确定应基于何种指标做出决策。这表明有必要理解不同指标出现差异的具体情境。

本文旨在识别行人环境特征——这类特征会导致不同传播风险评估指标产生矛盾的结果。为此，实验首先通过模拟生成各种行人环境数据。基于生成的数据，我们随后推导出感染相关指标与其他指标之间的相关系数。通过该过程，我们揭示了哪些行人环境类型会导致不同指标产生矛盾结果，并讨论如何解读此类结果。本研究将感染型指标（感染率）与其他四个指标[接触型指标（暴露时间）以及三个网络型指标（度中心性、介数中心性和接近中心性）]进行对比。本研究的结果为应用各种传播风险评估指标分析NPI的有效性提供了见解，并有助于提升政策制定者和设施管理者的疫情应对能力。

## 2. 文献综述

### 2.1. 预防传染病传播的NPI

应对疫情最直接的方式是采取疫苗和药物治疗等干预措施。然而，如COVID-19疫情所示，当药物干预措施的研发存在延迟时，则必须借助NPI以最大限度地减少感染传播[16–17]。NPI可分为两类：①自下而上的措施，即鼓励个人采取卫生防护措施（如佩戴口罩、自我隔离等）；②自上而下的措施，由政府和设施管理者实施，旨在促进保持社交距离[18]。自上而下的措施旨在通过空间限制（如限制场地容量）和时间限制（如限制学校课间休息时间）改变行人流动，从而最大限度减少人际接触。但在COVID-19疫情暴发前，关于这一主题的既有研究多停留在理论层面，且由于缺乏相应实证证据，人们对各类与社交距离相关NPI的有效性存在疑虑[18]。此外，此类NPI会造成多种社会经济损失，如销售额下降[1]、失业率上升[2]、社会隔离[19]和学习损失[20]等。因此，需要制定兼顾降低感染传播与减少社会经济损失平衡的政策，同时也需要一种方法能分析NPI在降低传播风险方面的有效性，从而为这类政策的制定提供支持。

通常情况下，常用数学模型（如房室模型）分析NPI的有效性。房室模型可根据基本传染数（R0，反映疾病的传染性[21–22]），来衡量人群与感染个体接触并导致自身感染的整个过程。为评估COVID-19的传播风险，现有研究利用确诊病例数和人员流动数据估算R0值；此外，通过对比实施NPI前后的预期感染人数变化来评估其效果[21,23]。然而，房室模型难以在个体层面建模[24–25]，也难以收集数据来解释疾病与室内人员流动之间的关系。因此，房室模型大多用于社区或城市层面。对此，我们需要一种更好的方法来克服这一局限性，并可将其用于分析设施层面的NPI有效性。

### 2.2. 行人模拟用于分析NPI的有效性

行人模拟被用于多个领域，旨在研究如何为室内空间提供安全且便捷的行人环境[26]。自COVID-19疫情暴发后，人们日益将应对传染病视为设施管理流程的一部分，多项研究开始应用行人模拟技术分析传染病在室内空间的传播风险[6,27–28]。其中，基于主体的模型（ABM）是模拟行人流动最著名的方法之一，已被广泛用于多个研究领域，通过评估各种策略来支持决策过程[29]。ABM能在个体层面进行分析，因为其可将每个主体的异质性在模型中进行体现。此外，该模型还可整合空间信息，从而通过模拟生成室内行人的流动数据。这些特性使ABM能克服房室模型在设施层面分析中的局限性，这也解释了其被普遍用于评估室内空间的传播风险及相关风险管理策略的原因。现有研究针对不同类型的设施（如教育设施、交通设施和多功能设施），分析了各类干预措施在降低风险方面的有效性，包括空间限制（如重新设计共享空间）[28,30]、时间限制（如调整营业时间）[25]以及行为引导（如保持社交距离）[31–32]等。

为基于模拟进行政策分析，需要建立评估传播风险的指标。既往研究已提出多种指标，这些指标考量了不同的研究目标、不同模型的特征等，并通过建模来计算指标。如前所述，这些指标大致可分为接触型指标[25]、感染型指标[9,33]和网络型指标[14,34]。行人模拟中最知名的指标即接触型指标，指主体间的接触频率。由于传播通过人与人接触发生，大多数既往研究将接触频率作为分析NPI效果的指标[35–36]。采用感染型指标（如通过人际接触感染的人数），将行人动态与房室模型或计算流体动力学（CFD）模型相结合[18–19]。最近，Gunaratne等[11]利用网络型指标（来自网络理论的中心性指标）分析NPI的有效性。其研究通过整合行人模拟得出的人际接触信息构建接触网络，进而用该网络分析传播风险。这种方法使接触网络（通常用于宏观层面分析社会网络结构对传播风险的影响）得以应用于设施层面。

然而，应如何解读相同条件下不同指标产生的矛盾结

果，仍有待探讨。事实上，已有研究表明，针对同一网络的干预效果会因不同中心性类型而存在差异[16]，且接触型指标和网络型指标（如度中心性）与干预强度的相关性也有所不同[11]。这些发现表明，有必要进一步研究各类指标在传播风险分析中的适用性及应用方法。本研究中，我们通过分析不同模拟环境下各指标之间的相关性，揭示何种情况会导致指标间出现相互矛盾的结果，并探讨如何对这些结果进行解读。

### 2.3. 传播风险评估指标

#### 2.3.1. 感染型指标——感染率

感染型指标，如感染率，通过统计模拟环境中感染人数来评估传播风险。该指标的数值可通过观察模拟结束后的感染人数得出。模拟过程如下：①在模型中设定一定比例的人作为感染者；②当感染者与非感染者发生接触且满足特定条件时，感染会发生传播。既往研究对传播过程进行建模的方式是，当非感染主体与感染主体接触时，其状态会以与传播率相等的概率转变为受感染状态[37–38]。这种简单的建模方法直观描述了感染传播的过程。但要注意，该方法需要进行大量模拟，计算耗时。

#### 2.3.2. 接触型指标——暴露时间

接触型指标认为，当主体之间处于特定距离范围内时，该环境具有较高的传播风险。该指标可通过计算个体暴露于风险的时长得出。既往研究根据卫生部门建议的2 m社交距离标准，测量个体暴露于风险的时长[7,25]。暴露时间指标的优势在于计算量小，因为其不依赖于感染建模，仅由行人的流动情况决定。因此，它更适合用于分析大型建筑中NPI的有效性，可规避感染型指标的局限性[38–41]。

#### 2.3.3. 网络型指标——中心性

网络型指标用于分析社会网络结构对传播的影响，其核心是中心性这一概念。中心性是网络理论中用于评估节点重要性的指标，能识别出整个网络中具有影响力的关键节点[42]，已被广泛应用于流行病风险评估。本研究采用了几种常用的中心性类型：度中心性[11,43]、介数中心性[44]和接近中心性[45]。表1全面概述了每种中心性类型的定义和计算方法。

网络型指标推导过程如下：首先，构建接触网络，其中每个个体表现为网络中的一个节点，个体之间的接触以节点间的连线表示，而个体间的接触频率则作为连线的权重。随后，计算该接触网络中所有节点的中心性。中心性高的节点意味着，若该节点为感染者，则其将传染病传播给他人的可能性较高。具有高中心性的节点越多，则该接触网络就越容易受感染。为计算网络的风险，需使用高中心性节点的平均中心性值。中心性的计算方式因节点重要性的判定标准不同而有所差异。各指标的详细定义和计算方法详见3.1.3节。

## 3. 实验

### 3.1. 模拟模型开发

我们开发了一个基于主体的模拟模型，用于对传播风

**表1** 模拟输出——感染传播风险评估指标

| Metric | Description | Equation |
|---|---|---|
| Infection-based | | |
| Infected ratio ($M_1$) | Ratio of infected agents to total agents | $M_1 = \frac{n}{N}$<br>$N$: total number of agents; $n$: number of infected agents |
| Contact-based | | |
| Exposure time ($M_2$) | An agent's total exposure time to another agent within a specific distance | $M_2 = \Sigma T(i)$<br>$T(i)$: agent $i$'s exposure time to another agent within a specific distance |
| Network-based | | |
| Degree centrality ($M_3$) | Number of links a node has with other nodes | $M_3(i) = \frac{d(i)}{N-1}$<br>$d(i)$: number of links for node $i$; $N$: total number of nodes |
| Betweenness centrality ($M_4$) | Number of shortest paths between all nodes that pass a certain node | $M_4(i) = \sum_{j<k} \frac{p_{jk}(i)}{p_{jk}}$<br>$p_{jk}$: number of shortest paths between node $j$ and node $k$;<br>$p_{jk}(i)$: number of shortest paths between node $j$ and node $k$ that pass node $i$ |
| Closeness centrality ($M_5$) | Total length of shortest paths between a node and all other nodes | $M_5(i) = \frac{1}{\sum_{i \neq j} d(v,i)}$<br>$d(v, i)$: Distance between node $v$ and node $i$ |

险指标进行比较分析。本研究利用 AnyLogic 软件的“行人库”功能，并结合首尔国立大学 35 号教学楼的布局开展研究。该教学楼有 10 间教室、5 个公共区域（含卫生间）及开放式走廊空间。楼内学生按课表和行为规定进行活动，这些均作为输入参数纳入我们的模拟模型。模拟结束后，实验得出感染型指标（感染率）、接触型指标（暴露时间，$M_2$）和网络型指标（度中心性、介数中心性和接近中心性）数值。为比较不同场景下传播风险指标的变化，我们设定两项假设。第一项假设涉及学生在室内空间的活动情况：学生按课表活动，上课时留在教室，课间休息时去往下一间教室，期间可能使用卫生间等其他空间。第二项假设与疾病传播方式有关：当感染者与其他人员接触时间超过 30 s 时，以与感染传播率相等的概率发生感染（图 1）。以下各节将详细说明每项假设及其模拟过程。

### 3.1.1. 模型输入

为模拟高校教学楼环境中的学生流动情况，本模型需要两类输入：课程表和教室分配方案。课程表包含学生在特定时间段内将参加哪些课程的信息，教室分配方案则确定每门课程在教学楼内的具体授课地点。基于这两类输入，模拟环境中的学生将决定其下一个目的地。因此，通过保持课程表不变而调整教室分配，可生成不同的行人流动路径。在本研究中，通过多次模拟不同教室分配方案，可收集大量关于特定行人环境的数据，从而进行不同指标间的相关性分析。

### 3.1.2. 主体行为规则

本模型中，学生们按照课程表，在课间休息时前往下一间教室上课。但部分学生会根据特定概率选择前往指定休息区，随后再前往下一间教室。本研究中，此概率被称为“自由活动率”。休息地点从五个既定位置中随机选取。通过控制这一变量能调控行人环境的自由度。为实现此功能，我们利用 AnyLogic 的“行人库”创建了状态机图，如图 2 所示。

### 3.1.3. 模型输出

该模拟模型旨在生成三类指标：感染型指标、接触型指标和网络型指标。感染型指标通过模拟结束后感染主体的比例（即感染率）计算得出。根据模型设定，当感染主体与其他主体接触时间超过设定时长时，将以感染传播率为概率发生感染。本研究中，模拟从仅有一名学生感染开始。当感染者与未感染者在 2 m 半径范围内接触时，将以感染传播率为概率发生感染。例如，若感染传播率为 0.1，则当感染者与未感染者在 2 m 范围内接触时，每 10 次接触中有 1 次会发生传播事件。Harweg 等[46]通过模拟估算了接触时间与感染率之间的关系，我们采用了其研究中设定的接触时间和感染率范围。

接触型指标和网络型指标均可从模拟结果得到的接触

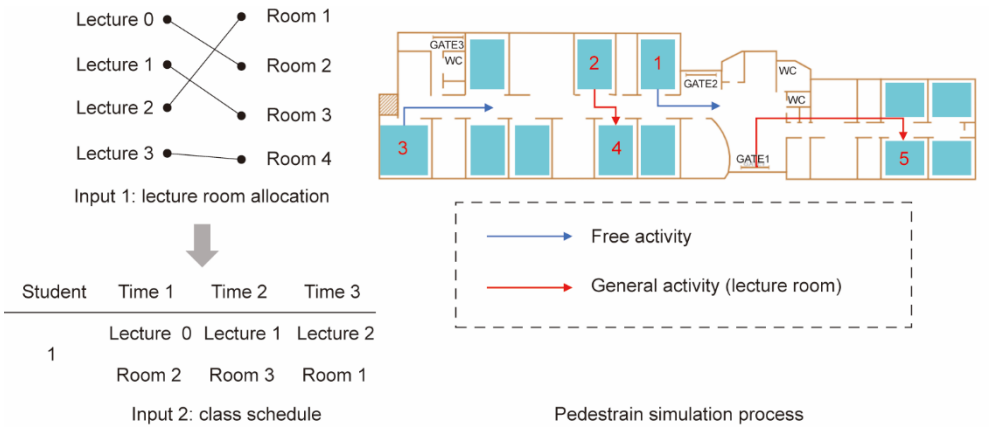


**图 1.** 行人流动模型。

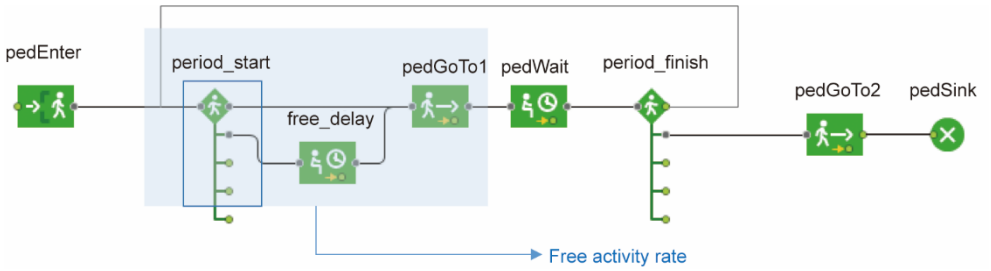


**图 2.** 主体行为规则建模状态机图。

矩阵中推导而出。该接触矩阵记录了各主体间的接触时长，其中每个数值代表两个主体在2 m距离范围内的接触时间（单位为s）。例如，若矩阵第$i$行第$j$列的数值为20，即表示模拟过程中，主体$i$和主体$j$处于2 m范围内的时间为20 s。通过对接触矩阵中各元素值求和，可得出暴露时间这一接触型指标，进而反映传播风险。此外，由于该接触矩阵对应网络理论中的网络模型[11]，可从中计算出各主体的中心性值。中心性较高的个体在整个社交网络中具有显著影响力，更有可能成为所谓“超级传播者”。因此，本研究采用前10%主体的平均中心性值作为评估接触网络中传播风险的指标，该方法充分考虑了“超级传播者”对感染传播的巨大影响。所采用的中心性度量指标包括度中心性、介数中心性和接近中心性，这些都是最关键的核心指标。中心性的具体含义因其类型不同而略有差异。度中心性高指个体拥有大量直接接触者。介数中心性高意味着个体在不同群体间充当桥梁角色。接近中心性反映了个体通过二级和三级接触，可将传染病传播至群体中大量人群的程度。表1总结了利用我们的模拟模型可获得的指标类型及其计算公式。

### 3.2. 实验设计

我们通过使用前文所述的模型进行模拟，推导并比较各指标的数值，以评估其适用性。本研究通过模拟生成多种场景的数据，并为每个场景计算多个传播风险指标。随后，评估哪个指标最准确地反映实际传播风险。如前所述，每个场景都可被视为一个接触网络，并受到感染传播率和行人流量的影响。因此，本研究中，感染传播率、自由活动率和区域划分被设定为环境变量，以代表感染传播率和行人流动情况。

感染传播率反映了当接触时间超过特定时长时，将传染病传播给他人的概率。我们参考了中东呼吸综合征（MERS）和COVID-19等疾病的感染传播率[47–48]，在0.01～0.30范围内进行了实验测试。自由活动率是指学生在课间休息时选择前往其他区域而非直接去往教室的比例，反映了疫情期间室内空间人员活动受限的程度。最后一个变量涉及室内空间内人员是否被划分为不同区域。本研究中，区域划分通过课程表实现。同一区域的学生参加相同课程，从而形成一个与其他区域学生接触可能性较低的环境。实施活动限制[13]和区域划分是降低传播风险的关键策略，因此它们被选为本研究的环境变量。上述三个环境变量及其各自的范围详见表2。

本研究对三个环境变量开展敏感性分析，以评估传播风险指标准确性随疾病特征和行人流动的变化规律。指标的准确性通过其与感染率的相关系数来进行评估。实验共设置了60种不同的环境变量组合（表2），每种组合条件下通过调整教室分配进行50次模拟计算，以确定感染率与其他指标的相关性。完整实验流程详见图3。具体而言，图3（a）描述了单个案例中各指标的计算方法，其中模拟次数与主体数量相等，以确保感染率计算的准确性。图3（b）显示通过重复图3（a）中的流程累积数据以进行相关性分析。通过随机调整教室分配与课程安排，生成50个独特案例。在保持课表不变的前提下改变行人轨迹，从而实现案例多样性。最后，图3（c）呈现基于这50个结果的不同指标间的皮尔逊相关系数。针对每个环境变量重复图3（a）～（c）流程，分析不同传染病类型和行人流动特征下不同指标间的相关性变化。

## 4. 结果分析

在此，本研究分析了模拟模型环境中，不同指标之间在传染风险评估中的相关性。我们展示了随感染传播率（传染病的一个特征）的变化，以及随自由活动率和分组水平（行人流动特征）的改变，指标间相关性的变化规律。

### 4.1. 相关性随感染传播率变化而改变

本研究分析了感染率（一种感染型指标）与其他指标间的相关性如何随感染传播率的变化而改变。图4展示了四种不同实验环境下20组场景的相关性变化。其中，暴露时间、度中心性和接近中心性的$p$值均低于0.05。而对于介数中心性，有14个场景的$p$值高于0.05。因此，前三项指标与感染率之间的相关系数具有统计学意义，而介数中

**表2** 本模拟模型中的环境变量

| Environment factor | Model variable | Value |
|---|---|---|
| Disease characteristics | | |
| Infection transmission rate ($I$) | Infection transmission rate | $I_1$ (0.01), $I_2$ (0.05), $I_3$ (0.1), $I_4$ (0.2), $I_5$ (0.3) |
| Pedestrian flow characteristics | | |
| Degrees of freedom ($F$) | Free activity rate | $F_1$ (0), $F_2$ (0.1), $F_3$ (0.2), $F_4$ (0.3), $F_5$ (0.4), $F_6$ (0.5) |
| Zoning ($Z$) | Lecture timetable | $Z_1$ (non-zoning), $Z_2$ (zoning) |

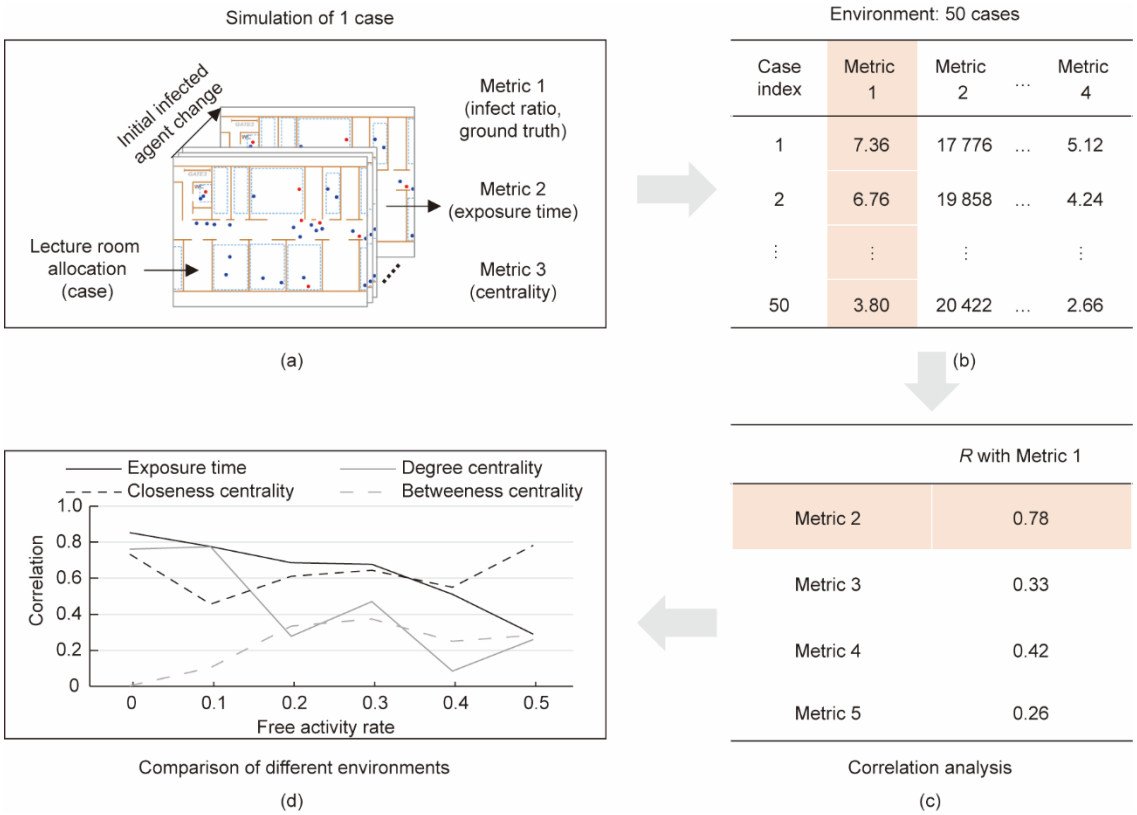


**图3.** 实验设计。（a）模拟一个案例；（b）环境为50个案例；（c）相关性分析；（d）不同环境对比。

心性则与感染率不存在显著相关性。

在所有四种环境中均可发现，除介数中心性外，感染率与其他指标的相关性随感染传播率的升高而增强。然而，不同类型中心性指标的变化趋势存在差异。就度中心性和接近中心性而言，其与感染率的相关性随感染传播率升高而增强，尽管在不同实验环境中的相关性程度不同。然而，介数中心性与感染传播率的相关性因实验环境不同而变化。在行人有序流动的环境中，二者呈弱正相关。随着行人流动有序性降低，这种相关性也逐渐减弱。介数中心性之所以和其他中心性指标表现迥异，其原因在于：通常中心性指标的设计原则是接触次数越多，指标值越高。但介数中心性区别于其他中心性，即使接触次数较少，也能基于网络结构特征获得较高数值。这一差异是介数中心性具有独特模式的原因，如图4所示。因此，介数中心性与感染率的相关性明显低于其他指标。这一研究结果表明，介数中心性可能不适用于评估室内环境中的传染病传播风险。

### 4.2. 相关性随行人流动变化而改变

实验还观察了不同行人流动特征（即自由活动率和区域划分）下各指标相关性的变化情况。图5显示了暴露时间、度中心性、介数中心性和接近中心性与感染率的相关系数随自由活动率和区域划分的变化。研究发现，自由活动率和区域划分数值越高，行人流动的随机性就越强。就暴露时间和度中心性而言，随着自由活动率的增加，其与感染率的相关系数降低。在无区域划分的环境中，这种相关性会进一步下降。当自由活动率为0时，暴露时间和度中心性与感染率的相关系数分别为0.85和0.76；而当自由活动率为0.5时，相关系数分别显著下降至0.291和0.259，呈现弱正相关性。

另一方面，对于接近中心性，行人流动特征对其与其他指标的相关性影响相对较小[图5（c）]。在高随机性环境中（即自由活动率为0.5且无分区），其与感染率的相关系数大于0.5，高于暴露时间的相关系数。这一发现表明，与接触频率相比，具有接触网络特征的指标可能与总感染人数之间存在更强的相关性。

最后，对于介数中心性，在大多数环境中，很难判定它具有相关性，甚至还会出现负相关。只有在随机性较低的环境中（即自由活动率为0且有分区），其皮尔逊相关系数才会升至0.4以上，但与其他指标相比仍处于较低水平。这些结果表明，介数中心性指标仅在行人以群体形式活动或遵循固定路线流动的环境中有效。

研究结果显示，尽管度中心性、接近中心性和介数中心性均属于网络型指标，但它们与感染率的相关系数存在差异。具体而言，在所有案例中，度中心性与接近中心性之间

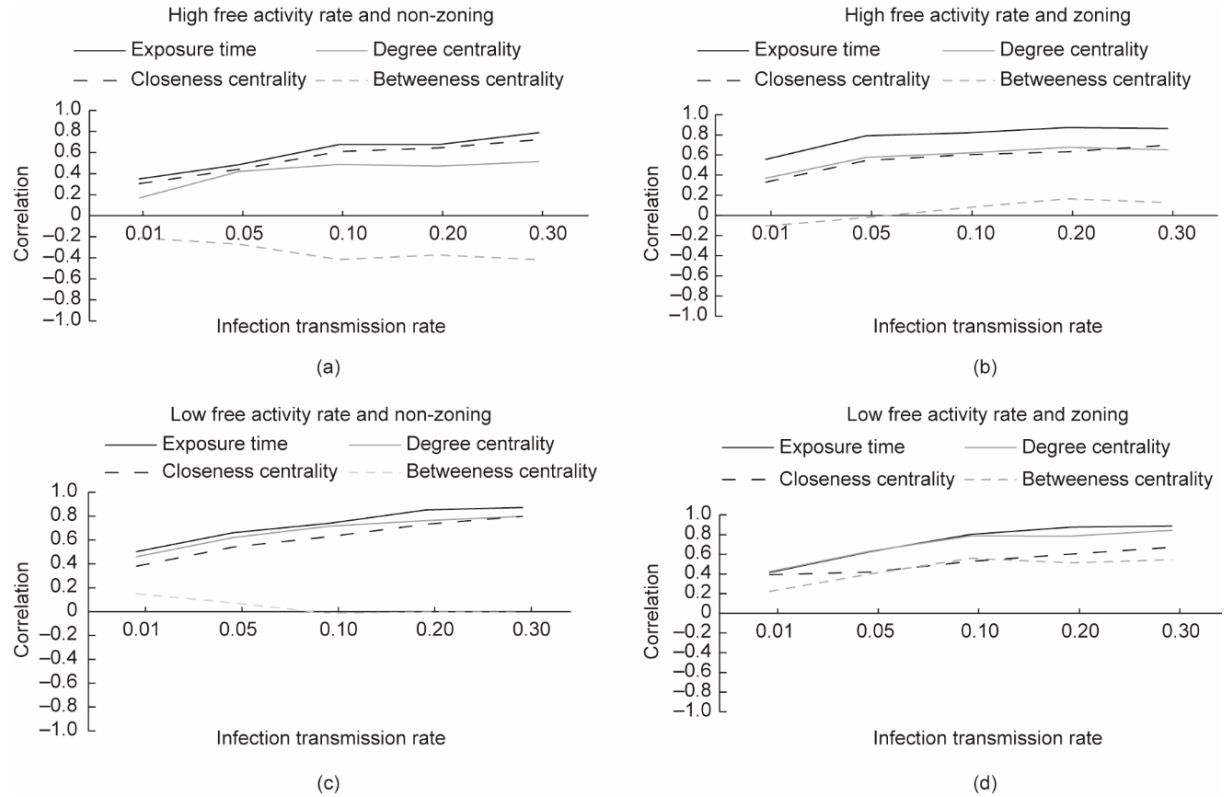


**图4.** 相关性随感染传播率变化而改变。（a）高自由活动率且未分区；（b）高自由活动率且分区；（c）低自由活动率且未分区；（d）低自由活动率且分区。

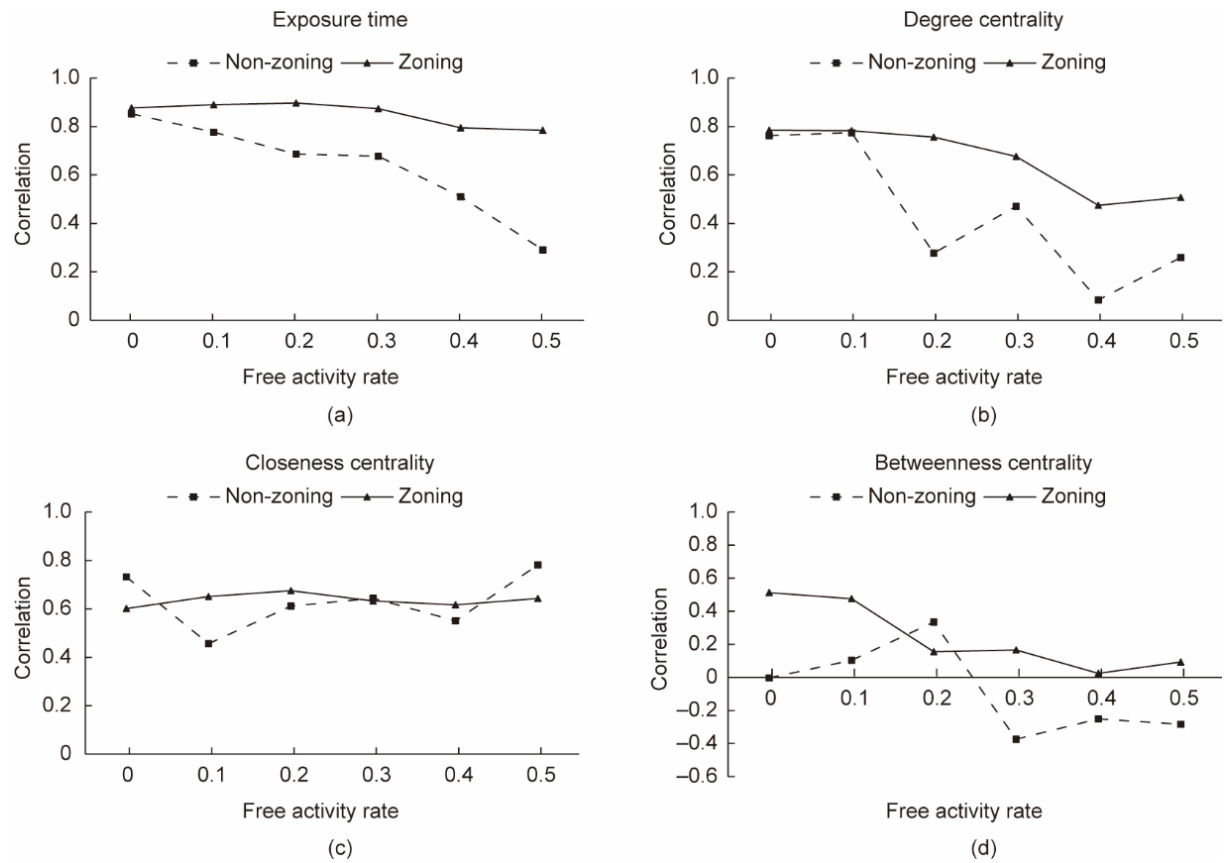


**图5.** 不同行人流动特征的不同指标对比。（a）暴露时间；（b）度中心性；（c）接近中心性；（d）介数中心性。

的相关性始终超过0.72。相反，介数中心性与其他类型的中心性相关性较弱，或无显著相关性。值得注意的是，在有分区且自由活动率为零的受控行人环境中，介数中心性与接近中心性之间呈现出显著的相关性（相关系数$R$=0.69）。

## 5. 讨论

本文中，我们基于模拟环境中采集的数据开展相关性分析，通过模拟比较和研究了五种不同设施内的传播风险评估指标。本研究以感染型指标，即感染率为基础，得出接触型指标（暴露时间）和网络型指标（度中心性、介数中心性、接近中心性）之间的相关系数。由于可通过模拟获取感染人数，感染型指标已被广泛用作风险评估工具。但如文献综述所述，其结果会因模拟中设定的初始感染主体不同而存在差异，因此需多次重复模拟才能获得稳定结果。图6所示为在本实验条件下，当50名个体中不同成员被设定为初始感染者时，感染率的变化情况。实验发现，当分别将50名个体依次设为初始感染者时，感染率在4%～72%间大幅波动。该发现验证了既往研究[11,39]所指出的感染型指标的缺陷。由于采用感染型指标需通过大量模拟以确保实验结果的可靠性，因此其计算耗时明显高于其他指标，且随着模型规模的扩大，该问题愈发严重[11]。考虑到评估NPI有效性时，目标设施多为人员密集的室内空间，因此在运用模拟评估传播风险时，必须重点考虑这一问题。

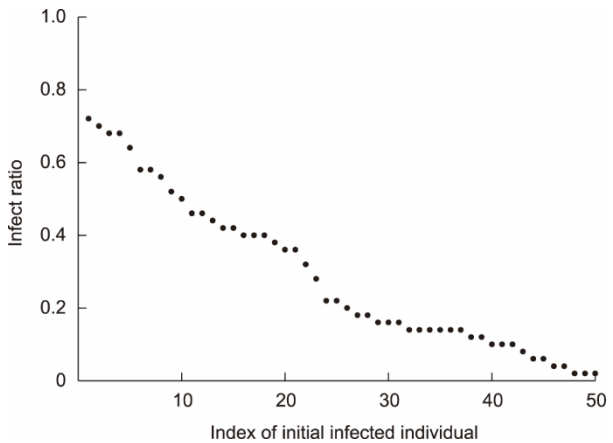


**图6.** 展示感染率如何随被设定为初始感染者的个体的不同而变化。

若有其他指标与感染型指标具有强相关性，则这些指标可作为替代方案以克服感染型指标的局限性。本研究结果（图4）显示，随着感染传播率上升，感染相关指标（如暴露时间、接近中心性等）之间的相关性增强。出现这种情况的原因在于暴露时间量化了接触传播风险的程度，而感染传播率增加会提升单次接触导致感染的可能性。同理，中心性指标反映接触网络结构特点，因基于感染风险接触数据而呈现出与暴露时间相似的趋势。这表明传播率越低，就越难用其他指标替代感染率。事实上，如表3 [47–48]所示，不同疾病的感染传播率存在差异。对于传染性较强的疾病（如COVID-19和麻疹），网络型指标和接触型指标或许能为传播风险评估提供更合适的方法。相反，对于传染性较弱的疾病[如MERS和严重急性呼吸综合征（SARS）]，尽管计算耗时，但计算感染率仍可能是一种更有价值的方法。因此，本研究的结果表明，近期COVID-19研究中被广泛采用的暴露时间指标具有潜在有效性，但仍需在该领域开展后续研究以验证相关结论。

**表3** 不同疾病的感染传播率[47–48]

| Item | MERS | SARS | COVID-19 | Measles |
|---|---|---|---|---|
| Infection transmission rate | 0.058 | 0.077 | 0.170 | 0.683 |

SARS: severe acute respiratory syndrome.

除传染病类型外，行人流动特征也会改变不同指标之间的相关性。具体而言，如图6中的结果所示，根据室内空间中行人流动的随机程度不同，暴露时间与感染率之间、接近中心性与感染率之间的相关系数存在显著差异。在拥挤的行人环境中，实际感染人数与暴露时间的相关性会减弱，而接近中心性与实际感染人数的相关性则增强。这一发现表明，合适的指标可能因室内环境的不同而变化。在评估建筑层面NPI效果的研究中，仅有一项研究[11]采用了包括中心性在内的多种指标。为更科学、深入地分析政策效果，未来的研究有必要综合运用多种指标。这一结果强调，设施管理者在决定使用何种指标来比较不同NPI时，必须考虑不同设施的行人流动特征。本研究结果显示，行人活动的随机性越低，暴露时间与感染率之间的相关性就越高。该发现表明，在学校等行人活动相对简单且倾向于群体移动的环境中，接触型指标更适用。另一方面，在商场等行人流动随机性较高的环境中，网络型指标中的接近中心性指标会更可靠。该发现证实了此前研究的观点，即网络结构会对感染的总体传播产生影响。

本研究将感染率作为基准值，但如文献综述所述，感染率可能因感染发生过程的建模方式不同而存在差异。因此，本研究结果和分析仅限于传染病建模方法。另一个需要考虑的局限性是，室内人口密度会影响社交网络，这意味着个体数量的变化或建筑结构的差异可能导致不同结果。这一点对于感染率与中心性指标之间的相关性尤为重要，因为二者的相关性可能受个体数量或建筑结构变化的影响。因此，有必要通过改变建筑布局和调整模型中的主体数量，进一步研究并测试人口密度和建筑类型所产生

的影响。尽管存在这些限制，本研究仍提供了定量证据，支持既往研究中提出的假设。许多早期研究将暴露时间作为传播风险的评估指标，此类研究假设在2 m范围内的密切接触会导致更高的感染率。本研究结果表明，感染率与暴露时间之间存在强相关性，从而验证了这些假设。

本研究还具有重要意义，即证明了不存在能普遍适用于评估传播风险的单一指标，必须综合考虑研究目标、传染病类型及行人流动特征等各种因素。此外，本研究还为如何根据这些因素，通过比较分析来选择评估指标提供了依据。我们的模拟模型不仅能得出各种指标，还能在设置实验环境时对不同的行人流动特征进行参数化处理。通过这种方式，可验证室内空间传播风险评估指标的有效性和可靠性，从而对各种NPI的效果进行合理的比较分析。

## 6. 结论

基于模拟生成的数据，本文针对不同行人环境和传染病类型，对不同传播风险指标进行了相关性分析。通过该分析，我们确定了在特定环境中，五种不同类型的指标会产生矛盾的结果。研究发现，当室内空间中行人轨迹的随机性较低时，接近中心性与感染型指标的相关系数高于接触型指标。在相同的行人环境中，对于传播率较低的传染病，我们观察到感染型指标与其他指标之间出现差异的可能性更高。这些发现强调，模拟中识别出的最有效NPI可能因所选指标的不同而有差异。因此，设施管理者应避免仅依赖单一指标来评估NPI，而应综合考虑设施类型和传染病特性，选择最合适的评估指标。这些指标对于评估政策效果和识别室内空间中的风险区域具有重要价值。

由于我们对大学设施内的行人流动进行了建模，本实验结果仅适用于大学设施。此外，除活动自由度和区域划分外，其他行人特征也可能导致不同指标出现矛盾结果，所以需要针对更多样化的行人特征和设施类型开展进一步研究。因此，未来的研究应涵盖更广泛的设施类型和多样化条件，以提高研究结果的全面性。具体而言，整合空间分层异质性（SSH）等概念将有助于更深入研究空间特征，从而丰富当前对疾病传播的认知。本研究开发的模拟模型可作为工具用于未来研究。

此外，本研究有助于提高行人模拟传播风险计算方法的可靠性，为设施管理者和研究人员分析NPI效果提供了科学依据。这一科学依据可实现对NPI效果的准确评估，从而避免疫情期间对设施施加过度限制。由此，可以最大限度地减少疫情应对措施造成的社会经济损失，并推动疫情后社会经济的快速复苏。

## Acknowledgements

This research was supported by the National Research Founda tion of Korea (NRF) grant funded by the Ministry of Science and ICT (MSIT), Republic of Korea (1711185759).

## Compliance with ethics guidelines

Inseok Yoon, Changbum Ahn, Seungjun Ahn, Bogyeong Lee, Jongjik Lee, and Moonseo Park declare that they have no conflicts of interest or financial conflicts to disclose.

## Data availability statement

Some data, models, or code that support the findings of this study are available from the corresponding author upon reasonable request.

## References

[1] Meyer BH, Prescott B, Sheng XS. The impact of the COVID-19 pandemic on business expectations. Int J Forecast 2022;38(2):529–44.
[2] Falk G, Carter JA, Nivvhitta IA, Nyhof EC, Romero PD. Unemployment rates during the COVID-19 pandemic. Report. Washington, DC: Congressional Research Service; 2020.
[3] Panneer S, Kantamaneni K, Akkayasamy VS, Susairaj AX, Panda PK, Acharya SS, et al. The great lockdown in the wake of COVID-19 and its implications: lessons for low and middle-income countries. Int J Environ Res Public Health 2022;19(1):610.
[4] Lipton A, de Prado ML. Mitigation strategies for COVID-19: lessons from the K SEIR model calibrated to the observable data. J Risk Financ Manag 2022; 15(6):248.
[5] Woodhouse MJ, Aspinall WP, Sparks SR, Brooks-Pollock E, Relton C. Analysis of alternative COVID-19 mitigation measures in school classrooms: an agent based model of SARS-CoV-2 transmission. R Soc Open Sci 2022;9(8):211985.
[6] Zafarnejad R, Griffin PM. Assessing school-based policy actions for COVID-19: an agent-based analysis of incremental infection risk. Comput Biol Med 2021; 134:104518.
[7] Alam MJ, Habib MA, Holmes D. Pedestrian movement simulation for an airport considering social distancing strategy. Transp Res Interdiscip Perspect 2022;13:100527.
[8] Sparnaaij M, Yuan Y, Daamen W, Duives DC. A novel activity choice and scheduling model to model activity schedules of customers and staff in Dutch restaurants. 2022. ArXiv220406775.
[9] Wang J, Tang H, Wang J, Zhong Z. An agent-based study on the airborne transmission risk of infectious disease in a fever clinic during COVID-19 pandemic. Build Environ 2022;218:109118.
[10] Chen P, Zhang D, Liu J, Jian IY. Assessing personal exposure to COVID-19 transmission in public indoor spaces based on fine-grained trajectory data: a simulation study. Build Environ 2022;218:109153.
[11] Gunaratne C, Reyes R, Hemberg E, O'Reilly UM. Evaluating efficacy of indoor non-pharmaceutical interventions against COVID-19 outbreaks with a coupled spatial-SIR agent-based simulation framework. Sci Rep 2022;12(1):6202.
[12] Jones NR, Qureshi ZU, Temple RJ, Larwood JP, Greenhalgh T, Bourouiba L. Two metres or one: what is the evidence for physical distancing in COVID-19? BMJ 2020;370:m3223.

[13] Islam MT, Jain S, Chen Y, Chowdhury BDB, Son YJ. An agent-based simulation model to evaluate contacts, layout, and policies in entrance, exit, and seating in indoor activities under a pandemic situation. IEEE Trans Autom Sci Eng 2021;19(2):603–19.
[14] Darabi A, Siami M. Centrality in epidemic networks with time-delay: a decision-support framework for epidemic containment. In: Proceedings of the 2021 American Control Conference (ACC); 2021 May 25–28; virtual event. New York City: IEEE; 2021. p. 3062–7.
[15] Shen B, Guan T, Ma J, Yang L, Liu Y. Social network research hotspots and trends in public health: a bibliometric and visual analysis. Public Health Pract 2021;2:100155.
[16] Jo W, Chang D, You M, Ghim GH. A social network analysis of the spread of COVID-19 in South Korea and policy implications. Sci Rep 2021;11(1):8581.
[17] Chan LYH, Yuan B, Convertino M. COVID-19 non-pharmaceutical intervention portfolio effectiveness and risk communication predominance. Sci Rep 2021; 11(1):10605.
[18] Perra N. Non-pharmaceutical interventions during the COVID-19 pandemic: a review. Phys Rep 2021;913:1–52.
[19] Loades ME, Chatburn E, Sweeney NH, Reynolds S, Shafran R, Brigden A, et al. Rapid systematic review: the impact of social isolation and loneliness on the mental health of children and adolescents in the context of COVID-19. J Am Acad Child Adolesc Psychiatry 2020;59(11):1218–39.
[20] Engzell P, Frey A, Verhagen MD. Learning loss due to school closures during the COVID-19 pandemic. Proc Natl Acad Sci USA 2021;118(17): e2022376118.
[21] Kröger M, Schlickeiser R. Analytical solution of the SIR-model for the temporal evolution of epidemics—part A: time-independent reproduction factor. J Phys Math Theor 2020;53(50):505601.
[22] Schlickeiser R, Kröger M. Analytical solution of the SIR-model for the temporal evolution of epidemics—part B: semi-time case. J Phys Math Theor 2021;54(17):175601.
[23] Gerlee P, Karlsson J, Fritzell I, Brezicka T, Spreco A, Timpka T, et al. Predicting regional COVID-19 hospital admissions in Sweden using mobility data. Sci Rep 2021;11(1):24171.
[24] Lee B, Ahn S, Ahn CR. Understanding occupants' physical distancing behavior for safer facility operation under COVID-19: in the context of educational facilities. J Manage Eng 2021;38(3):04022007.
[25] Lee B, Ahn C. Agent-based simulation to predict occupants' physical distancing behaviors in educational buildings. In: Proceedings of the 2021 Winter Simulation Conference (WSC); 2021 Dec 15–17; Phoenix, AZ, USA. New York City: IEEE; 2021. p. 1–9.
[26] Vermuyten H, Beliën J, De Boeck L, Reniers G, Wauters T. A review of optimisation models for pedestrian evacuation and design problems. Saf Sci 2016;87:167–78.
[27] Tatapudi H, Das TK. Impact of school reopening on pandemic spread: a case study using an agent-based model for COVID-19. Infect Dis Model 2021;6:839–47.
[28] Li CY, Yin J. A pedestrian-based model for simulating COVID-19 transmission on college campus. Transp Transp Sci 2023;19(01):2005182.
[29] Álvarez-Pomar L, Rojas-Galeano S. Impact of personal protection habits on the spread of pandemics: insights from an agent-based model. Sci World J 2021;1: 666654.
[30] Gouda M, Fan J, Luc K, Ibrahim S, El-Basyouny K. Effect of redesigning public shared space amid the COVID-19 pandemic on physical distancing and traffic safety. J Transp Eng Part Syst 2021;147(11):04021077.
[31] Pan J, Cho TY, Bardhan R. Redesigning the working space for social distancing: modelling the movement in an open-plan office. In: Proceedings of the CIBSE Technical Symposium 2021; 2021 Jul 13–14; virtual event. London: The Chartered Institution of Building Services Engineers (CIBSE); 2021.
[32] Ugail H, Aggarwal R, Iglesias A, Howard N, Campuzano A, Suárez P, et al. Social distancing enhanced automated optimal design of physical spaces in the wake of the COVID-19 pandemic. Sustain Cities Soc 2021;68:102791.
[33] Xiao Y, Yang M, Zhu Z, Yang H, Zhang L, Ghader S. Modeling indoor-level non pharmaceutical interventions during the COVID-19 pandemic: a pedestrian dynamics-based microscopic 2021;109:12–23.
[34] Romano V, Duboscq J, Sarabian C, Thomas E, Sueur C, MacIntosh AJ. Modeling infection transmission in primate networks to predict centrality-based risk. Am J Primatol 2016;78(7):767–79.
[35] Mahdizadeh Gharakhanlou N, Hooshangi N. Spatio-temporal simulation of the novel coronavirus (COVID-19) outbreak using the agent-based modeling approach (case study: Urmia, Iran). Inform Med Unlocked 2020;20:100403.
[36] Shamil M, Farheen F, Ibtehaz N, Khan IM, Rahman MS. An agent-based modeling of COVID-19: validation, analysis, and recommendations. Cognit Comput 2021;16:1723–34.
[37] He S, Peng Y, Sun K. SEIR modeling of the COVID-19 and its dynamics. Nonlinear Dyn 2020;101(3):1667–80.
[38] Teng YW, Shi Y, Yang D, Lee WC, Su P, Lu YL, et al. Epidemic spread optimization for disease containment with NPIs and vaccination. In: Proceeding of the 2022 IEEE 38th International Conference on Data Engineering (ICDE); 2022 May 9–12; Kuala Lumpur, Malaysia. New York City: 2022. p. 2845–58.
[39] Gugole F, Coffeng LE, Edeling W, Sanderse B, De Vlas SJ, Crommelin D. Uncertainty quantification and sensitivity analysis of COVID-19 exit strategies in an individual-based transmission model. PLoS Comput Biol 2021;17(9): e1009355.
[40] Jensen BC, Engsig-Karup AP, Knudsen K. Efficient uncertainty quantification and variance-based sensitivity analysis in epidemic modelling using polynomial chaos. Math Model Nat Phenom 2022;17:8.
[41] Al Handawi K, Kokkolaras M. Optimization of infectious disease prevention and control policies using artificial life. IEEE Trans Emerg Top Comput Intell 2022;6(1):26–40.
[42] Wandelt S, Sun X, Zanin M, Havlin S. QRE: quick robustness estimation for large complex networks. Future Gener Comput Syst 2018;83:413–24.
[43] Wu H, Wu C, Lu Q, Ding Z, Xue M, Lin J. Spatiotemporal analysis and the characteristics of the case transmission network of 2019 novel coronavirus disease (COVID-19) in Zhejiang Province, China. PLoS One 2021; 16(9): e0257587.
[44] Sun X, Wandelt S, Zhang A. How did COVID-19 impact air transportation? A first peek through the lens of complex networks. J Air Transp Manage 2020;89: 101928.
[45] Reis-Pinheiro CA, Galati M, Summerville N, Lambrecht M. Using network analysis and machine learning to identify virus spread trends in COVID-19. Big Data Res. 2021;25:100242.
[46] Harweg T, Bachmann D, Weichert F. Agent-based simulation of pedestrian dynamics for exposure time estimation in epidemic risk assessment. J Public Health 2021;31:221–8.
[47] Leung NH. Transmissibility and transmission of respiratory viruses. Nat Rev Microbiol 2021;19(8):528–45.
[48] Madewell ZJ, Yang Y, Longini Jr IM, Halloran ME, Dean NE. Household transmission of SARS-CoV-2: a systematic review and meta-analysis. JAMA Netw Open 2020;3(12):e2031756.